

**PEMODELAN JUMLAH KEDATANGAN WISATAWAN ASING DI  
INDONESIA DENGAN METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE  
INTEGRATED MOVING AVERAGE***

**SKRIPSI**

**OLEH  
TSABITATUR ROHMAWATI  
NIM. 16610045**



**PROGRAM STUDI MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2021**

**PEMODELAN JUMLAH KEDATANGAN WISATAWAN ASING DI  
INDONESIA DENGAN METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE  
INTEGRATED MOVING AVERAGE***

**SKRIPSI**

**OLEH  
TSABITATUR ROHMAWATI  
NIM. 16610045**



**PROGRAM STUDI MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2021**

**PEMODELAN JUMLAH KEDATANGAN WISATAWAN ASING DI  
INDONESIA DENGAN METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE  
INTEGRATED MOVING AVERAGE***

**SKRIPSI**

**Oleh  
Tsabitatur Rohmawati  
NIM. 16610045**

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji  
tanggal 17 Juni 2020

Pembimbing I,



Dr. Sri Harini, M.Si  
NIP. 19731014 200112 2 002

Pembimbing II



Hisyam Fahmi, M.Kom  
NIP. 19890727 201903 1 018

Mengetahui  
Ketua Program Studi Matematika



Dr. Usman Pagalay, M.Si.  
NIP. 19650414 200312 1 001

**PEMODELAN JUMLAH KEDATANGAN WISATAWAN ASING DI  
INDONESIA DENGAN METODE *SEASONAL AUTOREGRESSIVE  
INTEGRATED MOVING AVERAGE***

**SKRIPSI**

**Oleh  
Tsabitatur Rohmawati  
NIM. 16610045**

Telah dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi  
dan Dinyatakan Diterima sebagai Salah Satu Persyaratan  
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)

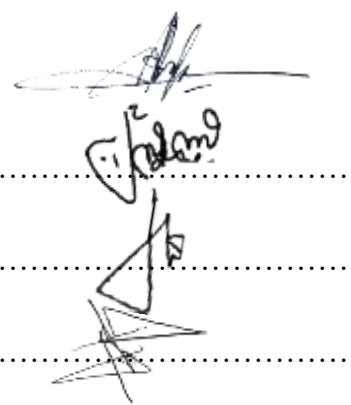
Tanggal 22 April 2021

Penguji Utama : Abdul Aziz, M.Si.

Ketua Penguji : Ria Dhea Layla K, M.Si.

Sekretaris Penguji : Dr. Sri Harini, M.Si.

Anggota Penguji : Hisyam Fahmi, M.Kom.

Handwritten signatures of the examiners: Abdul Aziz, Ria Dhea Layla K, Dr. Sri Harini, and Hisyam Fahmi.

Mengetahui

Ketua Program Studi Matematika

Handwritten signature of Dr. Usman Pagalay.

Dr. Usman Pagalay, M.Si.  
NIP. 19650414 200312 1 001

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Tsabitatur Rohmawati

NIM : 16610045

Program Studi : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : Pemodelan Jumlah Kedatangan Wisatawan Asing Di  
Indonesia Dengan Metode *Seasonal Autoregressive  
Integrated Moving Average*

menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilan data, tulisan, atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar rujukan. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 20 April 2021  
yang membuat pernyataan,



Tsabitatur Rohmawati  
NIM. 16610045

## **MOTTO**

*Begin with the end, in mind* (Franklin Covey)

## **PERSEMBAHAN**

Skripsi ini penulis persembahkan untuk:

yang tercinta Ayah Samsu Hadi dan Ibu Siti Muthomimah  
serta yang tersayang Kakak Lukman Hakim, adik Salma Salsabila dan Mei  
Latifatul Firdausiyah yang telah senantiasa memberikan doa dan semangat  
bagi penulis.

## **KATA PENGANTAR**

*Assalamualaikum warahmatullahi Wabarakatuh*

Segala puji bagi Allah Subhana wa Ta'ala atas berkah, rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis mampu menyelesaikan penulisan skripsi sebagai persyaratan untuk memperoleh gelar sarjana pada bidang Matematika.

Dalam proses penulisan skripsi ini, tentunya penulis mendapat banyak sekali masukan, bimbingan, dan dukungan dari berbagai pihak sehingga dapat berhasil menyelesaikan penulisan skripsi. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan terimakasih kepada:

1. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dosen wali sekaligus dosen Pembimbing I yang telah banyak memberikan arahan dan pelajaran serta selalu sabar dalam membimbing penulis sampai skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik.
2. Hisyam Fahmi, M.Kom, selaku dosen Pembimbing II yang telah memberikan banyak masukan dan ilmu baru bagi penulis.
3. Abdul Aziz, M.Si, selaku dosen penguji yang telah memberikan saran untuk melengkapi penulisan skripsi.
4. Dr. Usman Pagalay, M.Si, selaku ketua Program Studi Matematika yang telah memberikan motivasi serta tantangan baru selama penulis menjadi mahasiswa.
5. Ari Kususmastuti, M.Pd, M.Si, selaku sekretaris Program Studi Matematika yang telah memberi dukungan dan banyak informasi.



6. Segenap dosen Program Studi Matematika yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat.
7. Seluruh civitas akademika Fakultas Sains dan Teknologi atas ilmu dan pengalaman baru yang diberikan,
8. Ayah, Ibu, Kakak, dan adik-adik tercinta yang selalu memberikan do'a terbaik dan memberikan dukungan bagi penulis sampai saat ini.
9. Sahabat-sahabat terbaik penulis Hilmiyaturrobbiah, Rizha Husnur Roziqin, dan Fatimatuazzahro' yang selalu menemani dan memberi dukungan agar penulis dapat segera menyelesaikan skripsi dengan baik.
10. Seluruh teman-teman Program Studi Matematika angkatan 2016 terutama Adib Maulida, Kaisarama A'raaf, Iim Masniah, Ahmat Arifin, M. Indra, Lutfi Alwi Muzakka, Aisa Khoirul Umaroh, dan Elly Nur Farida yang telah berjuang bersama untuk mewujudkan mimpi, terimakasih atas dukungan dan kenangan yang telah diberikan.
11. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu-persatu yang turut serta membantu penulis dalam menyelesaikan penulisan skripsi.

Penulis mengucapkan banyak terimakasih dan semoga Allah Subhana Wa Ta'ala selalu melimpahkan nikmat untuk kita semua. Pada akhirnya, penulis berharap semoga skripsi ini bisa bermanfaat dan menambah ilmu baru baik bagi pembaca maupun penulis.

Malang, 20 April 2021

Penulis

## DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	
HALAMAN PENGAJUAN	
HALAMAN PERSETUJUAN	
HALAMAN PENGESAHAN	
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	
HALAMAN MOTTO	
HALAMAN PERSEMBAHAN	
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL .....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
ABSTRAK .....	xiv
ABSTRACT .....	xv
المستخلص .....	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
1.6 Sistematika Penulisan.....	5
BAB II KAJIAN TEORI .....	7
2.1 Analisis Deret Waktu Berkala.....	7
2.2 Stasioneritas Data.....	8
2.2.1 Stasioneritas dalam <i>Variances</i> .....	9
2.2.2 Stasioneritas dalam <i>Mean</i> .....	10
2.3 Model <i>Time Series</i> Stasioner .....	11

2.3.1 Model <i>Autoregressive</i> .....	11
2.6.2 Model <i>Moving Average</i> .....	12
2.6.3 Model <i>Autoregressive Moving Average</i> .....	13
2.4 Model <i>Time Series</i> Nonstasioner .....	14
2.4.1 Model <i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> .....	14
2.4.2 Model <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i> .....	14
2.5 Identifikasi Model .....	16
2.5.1 Fungsi Autokorelasi .....	16
2.5.2 Fungsi Autokorelasi Parsial .....	18
2.5.3 Proses <i>White Noise</i> .....	20
2.5.4 Uji Distribusi Normal .....	21
2.6 Penerapan Model SARIMA .....	22
2.7 Kedatangan Wisatawan Asing di Indonesia .....	26
2.8 Kajian dalam Al-qur'an .....	27
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN .....</b>	<b>29</b>
3.1 Pendekatan Penelitian .....	29
3.2 Jenis dan Sumber Data .....	29
3.3 Variabel Penelitian .....	29
3.4 Metode Analisis Data .....	30
<b>BAB VI PEMBAHASAN.....</b>	<b>33</b>
4.1 Identifikasi Data .....	33
4.2 Identifikasi Model SARIMA.....	35
4.2.1 Uji Stasioneritas Data.....	35
4.2.2 Uji Signifikansi Parameter Model Sementara.....	41
4.3 Uji Diagnostik Model.....	42
4.3.1 Uji Asumsi Residual <i>White Noise</i> .....	43
4.3.2 Uji Distribusi Normal.....	45
4.4 Pemilihan Model Terbaik .....	46
4.5 Peramalan SARIMA .....	46
<b>BAB V PENUTUP.....</b>	<b>50</b>
5.1 Simpulan.....	50
5.2 Saran.....	50
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>51</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>53</b>
<b>RIWAYAT HIDUP</b>	

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Nilai $\lambda$ dan transformasi .....	3
Tabel 2.2 Model SARIMA sementara .....	17
Tabel 4.1 Deskriptif statistik jumlah wisatawan asing .....	27
Tabel 4.2 Nilai ACF <i>lag 1-lag 10</i> .....	31
Tabel 4.3 Nilai PACF <i>lag 3-lag 13</i> .....	33
Tabel 4.4 Uji signifikansi parameter model sementara.....	36
Tabel 4.5 Uji <i>Q Box-Pierce</i> model SARIMA [(0,0,1)(1,1,1) <sup>6</sup> ] .....	37
Tabel 4.6 Uji <i>Q Box-Pierce</i> model SARIMA [(0,0,1)(1,1,0) <sup>6</sup> ] .....	38
Tabel 4.7 Uji <i>Q Box-Pierce</i> model SARIMA [(0,0,1)(0,1,1) <sup>6</sup> ] .....	38
Tabel 4.8 Uji distribusi normal model SARIMA [(0,0,1)(1,1,0) <sup>6</sup> ] .....	39
Tabel 4.9 Hasil peramalan.....	41

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Jenis pola data .....	2
Gambar 3.1 Diagram alir penelitian.....	25
Gambar 3.2 Diagram alir penelitian (lanjutan) .....	26
Gambar 4.1 plot data kedatangan wisatawan asing di Indonesia.....	28
Gambar 4.2 plot <i>Box-cox</i> data <i>in sample</i> .....	29
Gambar 4.3 plot transformasi <i>Box-cox</i> pertama data <i>in sample</i> .....	29
Gambar 4.4 Plot transformasi <i>Box-cox</i> kedua data <i>in sample</i> .....	30
Gambar 4.5 Plot ACF data transformasi .....	32
Gambar 4.6 Plot PACF data transformasi .....	33
Gambar 4.7 Plot ACF data <i>differencing</i> musiman .....	34
Gambar 4.8 Plot PACF data <i>differencing</i> musiman.....	34
Gambar 4.9 Grafik distribusi normal .....	40
Gambar 4.9 Grafik hasil peramalan .....	42

## ABSTRAK

Rohmawati, Tsabitatur. 2020. Pemodelan Jumlah Kedatangan **Wisatawan Asing di Indonesia dengan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average***. Skripsi. Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) Hisyam Fahmi, M.Kom.

**Kata kunci:** pemodelan, wisatawan asing, SARIMA, *Seasonal Autoregressive Moving Average*.

Metode *Seasonal Autoregressive Moving Average* (SARIMA) merupakan suatu metode analisis deret waktu musiman yang digunakan untuk menganalisis dan memprediksi suatu kejadian pada periode tertentu. Pada penelitian ini metode SARIMA  $(p, d, q)(P, D, Q)^S$  digunakan untuk mengetahui model kedatangan wisatawan asing di Indonesia. Uji asumsi parameter model menggunakan pendekatan *Kolmogorov-Smirnov* dan asumsi residual *white noise*. Berdasarkan hasil analisis data jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia bulan Januari 2016 sampai dengan bulan Desember 2019 didapatkan model SARIMA  $[(0,0,1)(1,1,0)^6]$ .

## ABSTRACT

Rohmawati, Tsabitatur. 2020. **Modelling the Number of Foreign Tourist in Indonesia Using Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Method**. Thesis. Departemen of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University of Malang. Advisors: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) Hisyam Fahmi, M.Kom.

**Keyword:** modelling, foreign tourist, SARIMA, Seasonal Autoregressive Moving Average.

Seasonal Autoregressive Moving Average (SARIMA) is a seasonal time series method used to analyze and predict an incident in a certain period. In this research, SARIMA  $(p, d, q)(P, D, Q)^S$  is used to find the model of tourist arrivals in Indonesia. The assumptions of the model parameters test using the Kolmogorov-Smirnov approach and the white noise residuals assumption. According to the result of this research, the number of tourist arrivals in Indonesia from January 2016 until December 2019 is SARIMA  $[(0,0,1)(1,1,0)^6]$ .

## المستخلص

الرحمواتي، ثابتة. 2020. نمذجة العدد لحدوم السياح الأجنبية الوافدين إلى إندونيسيا بطريقة المتوسط المتحرك الانحدار الذاتي الموسمي. بحث جامعي. قسم الرياضيات، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف: (1) دكتورة سري هارينى، الماجستير. (2) هشام فهمي، الماجستير.

الكلمات المفتاحية: النمذجة ، السياح الأجنبية، ساريماء، المتوسط المتحرك الانحدار الذاتي الموسمي.

طريقة المتوسط المتحرك الانحدار التلقائي الموسمي (SARIMA) هي طريقة التحليل التسلسل الزمني الموسمي المستخدمة لتحليل وتوقع الحدث في الفترة المعينة. في هذا البحث، تُستخدم طريقة  $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)^s$  لتحديد نموذج فدوم السياح الأجنبية الوافدين إلى إندونيسيا. اختبار الافتراضات معلمات النموذج باستخدام منهج  $Kolmogorov-Smirnov$  وافترض الضوء الأبيض  $white\ noise$  المتبقية. استنادًا إلى نتائج تحليل البيانات حول عدد السياح الأجانب الوافدين إلى إندونيسيا من يناير 2016 إلى ديسمبر 2019 ، تم الحصول على نموذج  $SARIMA(0,0,1)(1,1,0)^6$



# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Sebagai salah satu negara kepulauan, Indonesia memiliki lebih dari 17.504 pulau dengan total luas wilayah mencapai 6,32 juta kilometer. Kondisi ini menyebabkan Indonesia kaya akan keragaman budaya termasuk kekayaan bahasa. Posisi Indonesia secara geografis yang berada diantara dua benua dan dua samudera, turut mendukung wilayah Indonesia menjadi salah satu wilayah yang strategis dalam ekonomi dan kelautan (Soemarmi, 2019). Selain itu, Indonesia yang memiliki bahasa daerah dengan jumlah mencapai 730 bahasa (Tumonggor 2013). Beberapa hal tersebut menjadi daya tarik bagi Indonesia untuk dikunjungi baik sebagai pilihan wisata maupun kunjungan kerja.

Semakin cepat penyebaran informasi menyebabkan manusia membutuhkan akses dari satu tempat ke tempat lain secara cepat. Transportasi yang efisien untuk mendukung kebutuhan tersebut adalah jasa angkutan udara karena memiliki jangkauan yang cukup luas dan membutuhkan waktu tempuh yang relatif singkat. Penggunaan jasa angkutan udara di Indonesia dengan rute internasional memiliki rata-rata pertumbuhan 5,07% pada tahun 2012 sampai dengan tahun 2017 dan terus mengalami peningkatan yang signifikan setiap tahunnya. Bahkan pada periode tertentu, permintaan akan jasa transportasi ini mengalami kenaikan yang sangat signifikan (Rachmansyah, 2017). Salah satu penyedia jasa angkutan udara di Indonesia yang telah memiliki rute

Internasional yaitu Bandara Soekarno Hatta sehingga bandara ini menjadi salah satu pintu keluar dan masuk datang wisatawan asing dari berbagai Negara ke Indonesia. Kedatangan wisatawan asing di Indonesia menjadi hal yang menarik untuk diteliti karena kedatangan wisatawan asing memungkinkan untuk memiliki fluktuasi yang cenderung berulang.

Statistika merupakan salah satu cabang ilmu matematika yang berhubungan dengan pengumpulan dan penyajian data sehingga memberikan informasi yang berguna (Walpole, 1992). Pada praktiknya statistika dapat diterapkan pada berbagai bidang salah satunya analisa deret waktu berkala (*time series*). *Time series* dapat digunakan untuk mengklarifikasi metode peramalan kuantitatif dengan memperhatikan model yang mendasarinya. Tujuan dari *time series* adalah untuk menentukan pola dalam deret data historis dan menginterpretasikan pola tersebut ke masa datang (Makridakis, 1999).

Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) yang dikenalkan oleh Box dan Jenkins pada tahun 1970 memiliki beberapa faktor yang membatasi interpretasinya (Mao, 2018). Seperti halnya lingkungan, kondisi sosial dan keterbatasan kesediaan data. Selain itu model SARIMA juga lebih sesuai digunakan untuk pemodelan dalam jangka waktu pendek. Hal ini disebabkan karena model ini memerlukan data yang dinamis dan terbaru serta stabil. Sifat tersebut membuat model SARIMA sesuai untuk digunakan pada peramalan data yang memiliki fluktuasi musiman (Gikungu, 2015).

Data yang dapat digunakan tidak hanya terbatas pada permasalahan yang erat kaitannya dengan disiplin ilmu matematika. Masalah sosial yang terjadi di masyarakat pun dapat diinterpretasikan menggunakan metode ini. Misal data hasil pertanian, hasil perkebunan bahkan data perekonomian yang memiliki periode tertentu. Perekonomian di Indonesia, salah satunya, erat hubungannya dengan sektor pariwisata yang banyak mengundang baik itu wisatawan lokal maupun wisatawan asing untuk datang.

Penelitian pada jumlah wisatawan asing dengan metode SARIMA melalui Bandara Soekarno Hatta pernah dilakukan oleh Risma (2016). Pada penelitiannya, digunakan data jumlah penumpang keberangkatan internasional di Bandara Soekarno Hatta pada tahun 2016. Penelitian ini membandingkan antara metode SARIMA dan Holt-Winter *Multiplicative* yang menghasilkan model SARIMA  $(2,1,0)(2,1,0)^{12}$ .

Mao (2018) telah melakukan penelitian menggunakan model SARIMA pada data penderita tuberkulosis di Cina. Penelitian ini menghasilkan peramalan kejadian tuberkulosis untuk lima tahun kedepan dengan model SARIMA  $(1,0,0)(0,1,1)^{12}$ . Hasil peramalan ini kemudian digunakan untuk merumuskan langkah penanggulangan wabah tuberkulosis yang lebih parah. Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, penulis mengangkat tema penelitian dengan judul “Pemodelan Jumlah Kedatangan Wisatawan Asing di Indonesia dengan Model SARIMA”.

Berdasarkan pemaparan di atas maka penelitian ini akan membahas tentang peramalan jumlah wisatawan asing di Indonesia yang terindikasi memiliki pola musiman. Sehingga, peneliti mengambil judul penelitian yakni “Pemodelan Jumlah

Kedatangan Wisatawan Asing di Indonesia dengan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*".

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan latar belakang di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini yaitu bagaimana pemodelan jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia dengan metode SARIMA.

## **1.3 Tujuan Penelitian**

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disebutkan, maka tujuan penelitian ini adalah mengetahui pemodelan jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia dengan metode SARIMA.

## **1.4 Manfaat Penelitian**

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Menambah wawasan dan pengetahuan tentang model jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia dengan model SARIMA.
2. Dapat melakukan implementasi estimasi model SARIMA pada kasus data jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia tahun 2016 sampai dengan tahun 2019.

## **1.5 Batasan Masalah**

Pembatasan masalah digunakan agar pembahasan sesuai dengan yang dimaksudkan dan tidak menimbulkan permasalahan yang baru, maka peneliti memberikan batasan masalah sebagai berikut:

1. Penelitian dilakukan menggunakan data sekunder yang bersumber dari Bandara Soekarno Hatta tahun 2016 sampai dengan tahun 2019.
2. Data yang digunakan merupakan data bulanan kedatangan wisatawan asing mulai dari tahun 2016 sampai dengan tahun 2019.
3. Estimasi yang dilakukan menggunakan data yang berdistribusi normal dan implementasinya menggunakan kasus data jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia melalui Bandara Soekarno Hatta tahun 2016 sampai dengan 2018.
4. Model *time series* yang dikaji adalah model SARIMA  $(p, d, q)(P, D, Q)^S$ .

## 1.6 Sistematika Penulisan

Pemahaman secara menyeluruh pada penelitian ini dipermudah dengan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA), merupakan model sistematika penulisan yang terdiri dari lima bab, yaitu:

### Bab I Pendahuluan

Meliputi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

### Bab II Kajian Pustaka

Berisi tentang teori-teori yang mendasari pembahasan serta teori yang berhubungan dengan penelitian seperti estimasi dan peramalan, analisis model *time series*, stasioneritas, model-model *time series* yaitu model *time series* stasioner yang terdiri dari model *Autoregressive* (AR), model *Moving Average* (MA), model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) dan model *time series* non-stasioner yaitu

model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA).

### Bab III Metode Penelitian

Berisi pendekatan penelitian, jenis dan sumber data, variabel penelitian, analisis data dan langkah-langkah penelitian.

### Bab IV Pembahasan

Berisi tentang pemodelan *Seasonal* ARIMA dan implementasi pada kasus data jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia melalui Bandara Soekarno Hatta tahun 2016 sampai dengan 2019.

### Bab V Penutup

Berisi kesimpulan dari analisis terhadap data yang diolah dan berisi saran untuk pembaca dan peneliti selanjutnya.

## BAB II

### KAJIAN TEORI

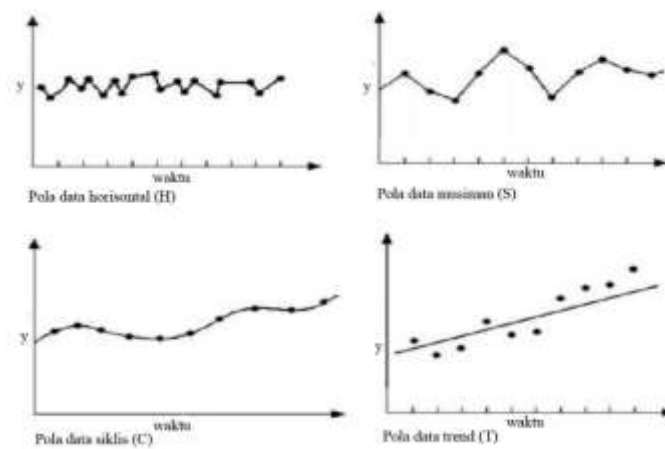
#### 2.1 Analisis Deret Waktu Berkala

Menurut Makridakis, dkk (1999) metode peramalan ada dua macam yaitu model regresi (kausal) dan model analisis deret waktu berkala (*time series*). Model deret waktu berkala dianggap lebih mudah digunakan dibanding model peramalan lainnya. Metode deret waktu berkala merupakan sebuah pola pendugaan yang didasari dengan nilai dari masa lalu dari suatu variabel. Analisis deret waktu berkala merupakan metode yang digunakan untuk menentukan pola dari data yang memiliki selang waktu ( $t$ ) dalam satuan waktu tertentu dari pola data sudah ada ( $Z_t$ ) yang kemudian diterapkan pada pola di masa yang akan datang ( $Z_{t+k}$ ) dengan  $k$  sebagai *time-lagged* yang memisahkan antar satuan waktu.

Pemilihan metode deret berkala yang tepat memerlukan pertimbangan jenis pola data. Jenis pola data perlu disesuaikan dengan metode yang tepat agar hasil yang didapatkan akurat. Jenis pola data dibedakan menjadi empat jenis sebagai berikut (Makridakis, 1999):

1. Pola horisontal (H), yaitu pola data yang terjadi bilamana nilai data berada disekitar nilai rata-rata yang konstan sehingga tidak memiliki peningkatan maupun penurunan dalam kurun waktu tertentu atau cenderung stasioner.
2. Pola siklis (C), yaitu pola data yang terjadi apabila data dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang.

3. Pola musiman (S), yaitu pola data yang terjadi apabila terdapat pengaruh dari faktor musiman. Pola ini memiliki fluktuasi yang berulang pada selang waktu tertentu.
4. Pola *trend* (T), yaitu pola data yang terjadi apabila terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data.



**Gambar 2.1** Jenis pola data

## 2.2 Stasioneritas Data

Suatu deret data  $Z_t$  dianggap stasioneritas berarti apabila tidak terdapat perubahan yang drastis pada data. Fluktuasi berada di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu dan varians dari fluktuasi tersebut (Makridakis, dkk, 1999). Bentuk visual dari plot data *time series* sering kali cukup meyakinkan para peramal bahwa data tersebut stasioner atau non-stasioner. Apabila data terdeteksi non-stasioner dalam *variants* maka dilakukan transformasi untuk membuat data tersebut stasioner. Sedangkan data yang non-stasioner dalam *mean*, dapat dilakukan pembedaan atau *differencing* (Wibowo, 2018).



### 2.2.1 Stasioneritas dalam *Varians*

Wei (2006) menjelaskan bahwa deret data dikatakan telah stasioner dalam *varians* (ragam) ketika pergerakannya relatif tetap (stasioner). Kestasioneran tersebut dapat diidentifikasi menggunakan grafik *time series* atau grafik *Box-Cox*. Stasioneritas data dalam *varians* dicapai apabila nilai *rounded value* ( $\lambda$ ) yang dihasilkan pada grafik *Box-Cox* bernilai satu. Apabila nilai  $\lambda$  yang didapatkan  $\lambda < 1 < \lambda$  maka perlu dilakukan transformasi  $Z_t$  dengan  $\lambda$  sebagai parameter proses transformasinya. Misalkan  $\hat{Z}_t$  dinotasikan sebagai fungsi transformasi dari  $Z_t$  maka persamaan proses transformasi  $Z_t$  pada waktu ke- $t$  dapat ditulis sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\hat{Z}_t = \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (2.1)$$

Adapun nilai  $\lambda$  yang dapat digunakan beserta bentuk transformasinya adalah sebagai berikut:

**Tabel 2.1** Nilai  $\lambda$  dan transformasi

Nilai $\lambda$	Transformasi
-2	$\frac{1}{Z_t^2}$
-1	$\frac{1}{Z_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	$Z_t$
2	$Z_t^2$

### 2.2.2 Stasioneritas dalam *Mean*

Deret data yang belum stasioner dalam *mean* (rata-rata) perlu untuk dilakukan proses pembedaan (*differencing*) hingga mencapai stasioner. Metode differencing pada proses menghilangkan ketidakstasioneran data dengan membuat deret data baru yang terdiri dari perbedaan data pada periode ( $t$ ) yang berturut-turut. Metode ini menggunakan *backward sift operator* atau operator sift mundur ( $B$ ) yang dinotasikan sebagai berikut (Makridakis, 1999):

$$BZ_t = Z_{t-1} \quad (2.2)$$

Penerapan operator sift mundur ( $B$ ) satu kali pada  $Z_t$  berfungsi untuk menggeser data satu periode ke belakang ( $t-1$ ). Selanjutnya membuat pembedaan orde pertama menggunakan persamaan (2.2)

$$\begin{aligned} Z'_t &= Z_t - Z_{(t-1)} \\ &= Z_t - BZ_t \\ &= (1 - B)Z_t \end{aligned} \quad (2.3)$$

Pembedaan orde kedua ( $t-2$ ) dilakukan dengan menggeser dua periode ke belakang.

$$\begin{aligned} Z''_t &= Z'_t - Z'_{(t-1)} \\ &= (Z_t - Z_{t-1}) - (Z_{t-1} - Z_{t-2}) \\ &= Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2} \\ &= (1 - 2B + B^2)Z_t \\ &= (1 - B)^2 Z_t \end{aligned} \quad (2.4)$$

Sehingga apabila data membutuhkan pembedaan sampai orde ke- $n$  untuk mencapai stasioneritas maka persamaan dapat ditulis sebagai berikut:

$$Z_t^n = (1 - B)^n Z_t \quad (2.5)$$

dimana:

$Z_t$  : pengamatan pada periode waktu ke- $t$

$(1 - B)^n$  : pembedaan orde ke- $n$

$Z_t^n$  : pembedaan ke- $n$  pada periode waktu ke- $t$

Penerapan operator sift mundur pada data yang memiliki pola musiman disesuaikan dengan pola musiman yang dimiliki data tersebut. Apabila data memiliki pola musiman bulanan, maka digunakan penggeseran data sebanyak 12 periode ke belakang untuk mengetahui data pada bulan yang sama pada tahun sebelumnya.

$$B^{12}Z_t = Z_{t-12} \quad (2.6)$$

Sehingga diperoleh persamaan pembedaan pada 12 periode kebelakang ( $t-12$ ) sebagai berikut:

$$Z_t^{12} = (1 - B)^{12} Z_t \quad (2.7)$$

## 2.3 Model *Time Series* Stasioner

### 2.3.1 Model *Autoregressive*

Model *autoregressive* (AR) merupakan model regresi yang tidak menghubungkan antara variabel terikat dan variabel bebas akan tetapi menghubungkan dengan nilai-nilai pada periode sebelumnya. Model AR yang dinotasikan  $AR(p)$  menjelaskan suatu ramalan dari nilai kesalahan sebelumnya (Makridakis, 1999). Wei (2006) menjelaskan bahwa persamaan model  $AR(p)$  dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\dot{Z}_t = \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \phi_2 \dot{Z}_{t-2} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + e_t \quad (2.8)$$

atau

$$\phi_p(B) \dot{Z}_t = e_t \quad (2.9)$$

karena  $\dot{Z}_t = Z_t - \mu$  dan  $\mu = \phi_0$  maka persamaan (2.8) dapat ditulis menjadi:

$$\begin{aligned} Z_t - \mu &= \phi_1 (Z_{t-1} - \mu) + \dots + \phi_p (Z_{t-p} - \mu) + e_t \\ Z_t &= \mu - \phi_1 \mu - \phi_{t-p} + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t \\ &= \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t \end{aligned} \quad (2.10)$$

dimana:

$Z_t$  : data pada periode ke- $t$ ,  $t = 1, 2, \dots, n$

$e_t$  : *error* pada periode ke- $t$

$\phi_i$  : koefisien AR ke- $i$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$

$p$  : orde koefisien AR

### 2.6.2 Model *Moving Average*

Makridakis (1999) mengartikan *moving average* sebagai rata-rata bergerak pada orde ke  $t$  yang dihasilkan dari regresi data dan kesalahan berbobot pada masa sebelumnya. Persamaan model *moving average* dinotasikan dengan  $MA(q)$  secara umum dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \dot{Z}_t &= (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) e_t \\ &= e_t - \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 e_{t-2} + \dots + \theta_q e_{t-q} \end{aligned} \quad (2.11)$$

atau dapat dipersingkat menjadi:

$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \quad (2.12)$$

karena  $\dot{Z}_t = Z_t - \mu$  dan  $\mu = \phi_0$  maka persamaan (2.11) menjadi:

$$\begin{aligned} Z_t - \mu &= e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \\ Z_t &= \theta_0 + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \end{aligned} \quad (2.13)$$

dimana:

$\dot{Z}_t$  : data pada periode ke- $t$ ,  $t = 1, 2, \dots, n$

$e_t$  : *error* pada periode ke- $t$

$\theta_i$  : koefisien MA ke- $i$ ,  $i = 1, 2, \dots, q$

$q$  : orde koefisien MA

### 2.6.3 Model Autoregressive Moving Average

Model *Autoregressive Moving Average* (ARMA) merupakan kombinasi antara AR ( $p$ ) dengan MA ( $q$ ) sehingga dinyatakan sebagai ARMA ( $p, q$ ) berikut (Wei, 2006):

$$\phi_p(B)Z_t = \theta_q(B)e_t \quad (2.14)$$

Atau dapat diuraikan menjadi:

$$\begin{aligned} (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \dot{Z}_t &= (1 - \theta_1 B^1 - \dots - \theta_q B^q) e_t \\ \dot{Z}_t - \phi_1 \dot{Z}_{t-1} - \dots - \phi_p \dot{Z}_{t-p} &= e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \\ \dot{Z}_t &= \phi_1 \dot{Z}_{t-1} + \dots + \phi_p \dot{Z}_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \dots - \theta_q e_{t-q} \end{aligned} \quad (2.15)$$

karena  $\dot{Z}_t = Z_t - \mu$  maka persamaan (2.15) menjadi

$$\begin{aligned} Z_t - \mu &= \phi_1 (Z_{t-1} - \mu) + \dots + \phi_p (Z_{t-p} - \mu) + e_t - \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q} \\ Z_t &= \mu(1 - \phi_1 - \dots - \phi_p) + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q} \end{aligned} \quad (2.16)$$

dan  $\mu(1 - \phi_1 - \dots - \phi_p) = \phi_0$  maka persamaan (2.16) dapat ditulis sebagai berikut:

$$Z_t = \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q} \quad (2.17)$$

## 2.4 Model *Time Series* Nonstasioner

### 2.4.1 Model *Autoregressive Integrated Moving Average*

Model ARIMA merupakan model ARMA  $(p, q)$  yang diikuti oleh proses pembedaan dengan orde  $d$ . Setelah pembedaan tersebut dimasukkan pada persamaan (2.14) maka diperoleh model ARIMA  $(p, d, q)$  sebagai berikut (Wei, 2006):

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \phi_0 + \theta_q(B) e_t \quad (2.18)$$

Persamaan tersebut dapat disederhanakan menjadi:

$$Z_t = Z_{t-d} + \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q} \quad (2.19)$$

### 2.4.2 Model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*

Model SARIMA digunakan pada situasi ketika data deret waktu berkala menunjukkan adanya fluktuasi musiman yang berulang dengan intensitas yang sama secara berkala, misalnya setiap empat bulan (Gikungu, 2015). Model SARIMA dinotasikan dengan SARIMA  $(p, d, q)(P, D, Q)^s$  yang diperoleh dari model ARIMA dengan penjelasan (Liu, 2019):

AR :  $p$  = orde dari proses *autoregresif*

SAR :  $P$  = orde dari proses *autoregresif* musiman

I :  $d$  = orde *differencing* sampai deret menjadi stasioner

I<sup>s</sup> :  $D$  = orde *differencing* musiman sampai deret menjadi stasioner

MA : q = orde dari proses *moving average*

SMA : Q = orde dari proses *moving average* musiman

Selanjutnya persamaan SARIMA  $(p, d, q)(P, D, Q)^S$  secara umum dapat ditulis sebagai berikut:

$$\phi(B)\Phi(B^S)(1-B^S)^D(1-B)^d\dot{Z}_t = \theta(B)\Theta(B^S)e_t \quad (2.20)$$

dengan

$$\begin{aligned}\phi(B) &= 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \\ \Phi(B^S) &= 1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS} \\ \theta(B) &= 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \\ \Theta(B^S) &= 1 - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_Q B^{QS}\end{aligned}$$

Pengujian SARIMA terdiri dari empat tahap, antara lain (Mao, 2018):

1. Perlakuan awal data

Sampel data tidak bersifat *white noise*, stasioneritas, dan musiman. Kasus deret waktu berkala yang tidak bersifat *white noise*, terdapat korelasi dengan nilai-nilai yang diamati dengan distribusi normal dan dapat digunakan untuk membangun model.

2. Identifikasi dan estimasi

Menentukan urutan model SARIMA berdasarkan grafik untuk fungsi autokorelasi (ACF) dan fungsi autokorelasi parsial (PACF). Metode kuadrat terkecil (*least square*) digunakan untuk memperkirakan parameter model.

3. Diagnosa dan optimalisasi

Kesediaan model memerlukan verifikasi oleh parameter dan tes *white noise* menggunakan *Q-test* untuk mendiagnosis residual *error*, yang independen dan terdistribusi normal. Evaluasi signifikansi dari parameter tunggal digunakan *t-test*.

#### 4. Prediksi

Model yang diperoleh dari dari tahap-tahap sebelumnya kemudian diterapkan dan dipilih model optimal yang sesuai dengan sampel data.

### 2.5 Identifikasi Model

#### 2.5.1 Fungsi Autokorelasi

Fungsi autokorelasi (*Autocorrelation Function*) merupakan hubungan saling ketergantungan antar nilai-nilai suatu variabel pada deret waktu berkala yang sama pada periode waktu yang berbeda. Pola dari koefisien autokorelasi digunakan untuk mendeteksi stasioneritas data juga faktor musiman yang terdapat pada data. Selain itu dapat digunakan sebagai batas minimum dan maksimum nilai untuk menghindari data memiliki *outlier*. Autokorelasi untuk selisih waktu (*time-lag*)  $1, 2, \dots, k$  dinotasikan  $r_k$  dan ditulis sebagai berikut (Makridakis, 1999).

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.21)$$

dimana:

$r_k$  : nilai autokorelasi pada *lag* ke- $k$ ,  $k = 1, 2, 3, \dots$

$t$  : observasi ke- $t$

$Z_t$  : pengamatan pada periode waktu ke- $t$



$n$  : banyak pengamatan

Autokorelasi dapat dijadikan satu alat uji yang dapat menjelaskan secara empiris deret berkala, tetapi memiliki teori yang kompleks sehingga membutuhkan pendekatan untuk mengukur ketepatan  $r_k$ . Pendekatan tersebut dapat dilakukan dengan dua cara, cara pertama yaitu dengan mempelajari nilai-nilai  $r_k$  pada setiap waktu. Berdasarkan teori, nilai koefisien korelasi suatu deret acak harus nol. Akan tetapi, pada prakteknya, koefisien autokorelasi dari deret data acak dikatakan normal apabila memiliki kurva yang normal dengan *standart error*  $se = 1/\sqrt{n}$  dan nilai tengah mendekati nol dan berada pada selang tersebut (Makridakis, 1999).

$$-Z^{\alpha/2}(se_{r_k}) \leq r_k \leq Z^{\alpha/2}(se_{r_k}) \quad (2.22)$$

Pendekatan kedua yaitu dengan mempertimbangkan seluruh nilai  $r_k$  pada waktu tertentu dan membuat pengujian untuk melihat nilai tersebut berbeda secara nyata dengan nol menggunakan uji *Q Box-Pierce*.

$$Q = n \sum_{k=1}^m r_k^2 \quad (2.23)$$

dimana  $m$  dinotasikan sebagai lag maksimum yang akan dilakukan pengujian. Jika sebuah model diasumsikan memiliki orde sama dengan nol maka nilai  $Q$  bisa dianggap sebagai nilai *chi*-kuadrat dengan derajat bebas  $(m-p-q)$  dan deret data tidak dianggap memiliki korelasi apabila nilainya tidak berbeda secara signifikan terhadap nol.

### 2.5.2 Fungsi Autokorelasi Parsial

*Partial Auto Correlation Function* (PACF) merupakan prosedur yang digunakan untuk mengukur tingkat keeratan antara pengamatan ke- $t$  ( $Z_t$ ) dengan pengamatan periode sebelumnya ( $Z_{t-k}$ ) dari lag  $1, 2, \dots, k-1$  sehingga terpisah. Jika  $m$  didefinisikan sebagai orde koefisien autokorelasi parsial terakhir, maka persamaan regresi linier  $Z_t$  untuk orde  $1, 2, 3, \dots, m$  adalah sebagai berikut (Makridakis, 1999):

$$\begin{aligned}
 Z_t &= \hat{\phi}_1 Z_{t-1} + e_t \\
 &= \hat{\phi}_1 Z_{t-1} + \hat{\phi}_2 Z_{t-2} + e_t \\
 &= \hat{\phi}_1 Z_{t-1} + \hat{\phi}_2 Z_{t-2} + \hat{\phi}_3 Z_{t-3} + e_t \\
 &\vdots \\
 &= \hat{\phi}_1 Z_{t-1} + \hat{\phi}_2 Z_{t-2} + \hat{\phi}_3 Z_{t-3} + \dots + \hat{\phi}_{m-1} Z_{t-m+1} + e_t \\
 &= \hat{\phi}_1 Z_{t-1} + \hat{\phi}_2 Z_{t-2} + \hat{\phi}_3 Z_{t-3} + \dots + \hat{\phi}_{m-1} Z_{t-m+1} + \hat{\phi}_m Z_{t-m} + e_t
 \end{aligned} \tag{2.24}$$

Persamaan autokorelasi parsial bisa didapatkan dengan cara mengalikan persamaan

2.10 dengan  $Z_{t-k}$  sehingga diperoleh :

$$\begin{aligned}
 Z_{t-k} Z_t &= \hat{\phi}_1 Z_{t-k} Z_{t-1} + Z_{t-k} e_t \frac{x - \mu}{\sigma} \\
 &= \hat{\phi}_1 Z_{t-k} Z_{t-1} + \hat{\phi}_2 Z_{t-k} Z_{t-2} + Z_{t-k} e_t \\
 &\vdots \\
 &= \hat{\phi}_1 Z_{t-k} Z_{t-1} + \hat{\phi}_2 Z_{t-k} Z_{t-2} + \dots + \hat{\phi}_{m-1} Z_{t-k} Z_{t-m+1} + \hat{\phi}_m Z_{t-k} Z_{t-m} + Z_{t-k} e_t
 \end{aligned} \tag{2.25}$$

Menggunakan nilai eksponensial pada persamaan 2.21 dihasilkan:

$$E(Z_{t-k} Z_t) = \hat{\phi}_{k1} E(Z_{t-k} Z_{t-1}) + \dots + \hat{\phi}_{km} E(Z_{t-k} Z_{t-m}) + E(Z_{t-k} e_t) \tag{2.26}$$

Misalkan  $E(Z_{t-k}Z_t) = \gamma_i$  dimana  $i=0,1,2,\dots,k$  dan  $E(Z_{t-k}e_t) = 0$  dapat ditulis ulang sebagai berikut:

$$\gamma_i = \phi_{k1}\gamma_{1-i} + \phi_{k2}\gamma_{2-i} + \dots + \phi_{km}\gamma_{m-i} \quad (2.27)$$

persamaan (2.27) selanjutnya dibagi dengan  $E(Z_{t+k}) = \gamma_0$

$$\frac{\gamma_i}{\gamma_0} = \phi_{k1} \frac{\gamma_{1-i}}{\gamma_0} + \phi_{k2} \frac{\gamma_{2-i}}{\gamma_0} + \dots + \phi_{km} \frac{\gamma_{m-i}}{\gamma_0} \quad (2.28)$$

disederhanakan menjadi:

$$r_i = \phi_{k1}r_{1-i} + \phi_{k2}r_{2-i} + \dots + \phi_{km}r_{m-i} \quad (2.29)$$

untuk  $i=1,2,3,\dots,k$ , diperoleh sistem persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} r_1 &= \phi_{k1}r_0 + \phi_{k2}r_1 + \dots + \phi_{km}r_{m-1} \\ r_2 &= \phi_{k1}r_1 + \phi_{k2}r_0 + \dots + \phi_{km}r_{m-2} \\ &\vdots \\ r_m &= \phi_{k1}r_{m-1} + \phi_{k2}r_{m-2} + \dots + \phi_{km}r_0 \end{aligned} \quad (2.30)$$

dengan menggunakan aturan Cramer, berturut-turut untuk  $k = 1, 2, \dots, m$  diperoleh (Wei, 2006):

1. *Lag* pertama ( $k = 1$ ) diperoleh persamaan:  $\phi_{11} = r_1$

$$2. \text{ *Lag* kedua ( $k = 2$ ) diperoleh persamaan: } \phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & r_1 \\ r_1 & r_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & r_1 \\ r_1 & 1 \end{vmatrix}}$$

3. *Lag* ketiga ( $k = 3$ ) diperoleh persamaan:  $\phi_{33} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & r_1 & r_1 \\ r_1 & 1 & r_2 \\ r_2 & r_1 & r_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & r_1 & r_2 \\ r_1 & 1 & r_1 \\ r_2 & r_1 & 1 \end{vmatrix}}$

4. *Lag* ke  $m$  diperoleh persamaan:

$$\phi_{mm} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & r_1 & r_2 & \cdots & r_{m-2} & r_1 \\ r_2 & 1 & r_1 & \cdots & r_{m-3} & r_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ r_{m-1} & r_{m-2} & r_{m-3} & \cdots & r_1 & r_m \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & r_1 & r_2 & \cdots & r_{m-2} & r_{m-1} \\ r_2 & 1 & r_1 & \cdots & r_{m-3} & r_{m-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ r_{m-1} & r_{m-2} & r_{m-3} & \cdots & r_1 & 1 \end{vmatrix}} \quad (2.31)$$

karena  $\phi_{mm}$  merupakan fungsi atas  $m$ , maka  $\phi_{mm}$  disebut *Partial Auto Correlation Function* (PACF).

### 2.5.3 Proses *White Noise*

Proses *white noise* merupakan suatu proses yang digunakan untuk menguji residual suatu data acak memenuhi asumsi stasioneritas data menggunakan. Suatu proses disebut proses *white noise* jika deretnya terdiri dari variabel acak yang tidak berkorelasi dan berdistribusi normal dengan rata-rata konstan. Pengujian asumsi *white noise* dilakukan dengan menggunakan uji *Q Box-Pierce* dengan hipotesisi sebagai berikut (Makridakis, 1999):

$H_0$  : residual memenuhi asumsi *white noise*

$H_1$  : residual tidak memenuhi asumsi *white noise*

dengan statistik uji:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^K \frac{\rho_k^2}{n-k} \quad (2.32)$$

dimana:

$n$  : jumlah data

$k$  : nilai *lag* ke- $k$

$r_k$  : nilai autokorelasi untuk *lag* ke- $k$

$K$  : *lag* maksimum

Pada taraf signifikan  $\alpha=0,05$ , daerah kritis:

$H_0$  ditolak apabila  $p\text{-value} < \alpha$  atau  $Q > x_{\alpha,df}^2$

$H_0$  diterima apabila  $p\text{-value} > \alpha$  atau  $Q < x_{\alpha,df}^2$

#### 2.5.4 Uji Distribusi Normal

Uji distribusi normal dilakukan untuk mengetahui residual suatu data acak memiliki sebaran data yang normal atau tidak menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut (Fahrudin, 2019):

$H_0$  : residual berdistribusi normal

$H_1$  : residual tidak berdistribusi normal

dengan statistik uji:

$$D = \max_x [|F_n(Z) - F_0(Z)|] \quad (2.33)$$

dimana:

$D$  : nilai deviasi absolut maksimal dari  $F(Z)$

$F(Z)$  : fungsi peluang distribusi kumulatif

Pada taraf signifikan  $\alpha=0,05$ , daerah kritis:

$H_0$  ditolak apabila  $p\text{-value} < \alpha$  atau  $D < D_{(1-\alpha, n)}$

$H_0$  diterima apabila  $p\text{-value} > \alpha$  atau  $D > D_{(1-\alpha, n)}$ .

## 2.6 Penerapan Model SARIMA

Penerapan model SARIMA terdiri dari empat tahap sebagai berikut (Makridakis, 1999):

### 1. Identifikasi model

Identifikasi model SARIMA dilakukan sebagai cara untuk mengidentifikasi adanya model yang non-stasioner. Salah satu cara untuk melihat kestasioneran data adalah dari plot autokorelasinya, apabila data tersebut stasioner maka nilai-nilai autokorelasinya akan turun sampai nol setelah *time-lag* kedua atau ketiga. Sedangkan untuk data yang non-stasioner, nilai autokorelasinya beda signifikan dari nol untuk beberapa periode waktu (Makridakis, 1999).

Penentuan model SARIMA pada data yang tidak stasioner diawali dengan proses *differencing* dan pada data yang telah stasioner  $d=0$ . Setelah data stasioner, selanjutnya adalah mengidentifikasi orde AR dan MA pada grafik ACF dan PACF non-musiman

dan musiman. Selanjutnya dibuat tabel model SARIMA sementara untuk mempermudah identifikasi model sebagai berikut (Wei, 2006):

**Tabel 2.2** Model SARIMA sementara

	Model	ACF	PACF
Non-musiman	AR( $p$ )	Menurun secara perlahan setelah lag $p$ ( <i>dies down</i> )	Terputus setelah lag $p$ ( <i>cut off</i> )
	MA( $q$ )	Terputus setelah lag $q$ ( <i>cut off</i> )	Menurun secara perlahan setelah lag $q$ ( <i>dies down</i> )
	ARMA( $p, q$ )	Menurun secara perlahan setelah lag $p, q$ ( <i>dies down</i> )	Menurun secara perlahan setelah lag $p, q$ ( <i>dies down</i> )
	ARIMA( $p, d, q$ )	Menurun secara perlahan setelah lag ( <i>dies down</i> ) setelah <i>differencing</i>	Menurun secara perlahan setelah lag ( <i>dies down</i> ) setelah <i>differencing</i>
Musiman	SAR( $P$ )	Menurun secara perlahan setelah lag $P^S$ ( <i>dies down</i> )	Terputus setelah lag $P^S$ ( <i>cut off</i> )
	SMA( $Q$ )	Terputus setelah lag $Q^S$ ( <i>cut off</i> )	Menurun secara perlahan setelah lag $Q^S$ ( <i>dies down</i> )
	SARMA( $P, Q$ )	Menurun secara perlahan setelah lag $(P, Q)^S$ ( <i>dies down</i> )	Menurun secara perlahan setelah lag $(P, Q)^S$ ( <i>dies down</i> )
	SARIMA( $P, D, Q$ )	Menurun secara perlahan setelah lag ( <i>dies down</i> ) setelah <i>differencing</i>	Menurun secara perlahan setelah lag ( <i>dies down</i> ) setelah <i>differencing</i>

## 2. Uji Signifikansi Parameter Model

Uji signifikansi parameter model dilakukan pada model yang ditemukan pada proses identifikasi model yang bertujuan untuk memeriksa ketepatan model SARIMA dengan uji- $t$  dan besar taraf signifikansi ( $\alpha$ ) = 0,05 sebagai berikut (Mao, 2018):

Uji signifikansi parameter model *autoregressive* non musiman (AR) dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \phi = 0$  (parameter model non musiman AR tidak signifikan)

$H_1: \phi \neq 0$  (parameter model non musiman AR signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\phi}{se\phi} \quad (2.34)$$

Daerah kritis:

Tolak  $H_0$  jika  $t_{hitung} > t_{\alpha, n-p}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$

Terima  $H_0$  jika  $t_{hitung} < t_{\alpha, n-p}$  atau  $p\text{-value} > \alpha$

Uji signifikansi parameter model *autoregressive* musiman (SAR) dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \Phi = 0$  (parameter model non musiman SAR tidak signifikan)

$H_1: \Phi \neq 0$  (parameter model non musiman SAR signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\Phi}{se\Phi} \quad (2.35)$$

Daerah kritis:



Tolak  $H_0$  jika  $t_{hitung} > t_{\alpha, n-p}$  atau  $p-value < \alpha$

Terima  $H_0$  jika  $t_{hitung} < t_{\alpha, n-p}$  atau  $p-value > \alpha$

Uji signifikansi parameter model *moving average* non musiman (MA) dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \theta = 0$  (parameter model non musiman MA tidak signifikan)

$H_1: \theta \neq 0$  (parameter model non musiman MA signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\theta}{se\theta} \quad (2.36)$$

Daerah kritis:

Tolak  $H_0$  jika  $t_{hitung} > t_{\alpha, n-p}$  atau  $p-value < \alpha$

Terima  $H_0$  jika  $t_{hitung} < t_{\alpha, n-p}$  atau  $p-value > \alpha$

Uji signifikansi parameter model *moving average* musiman (SMA) dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0: \Theta = 0$  (parameter model non musiman SMA tidak signifikan)

$H_1: \Theta \neq 0$  (parameter model non musiman SMA signifikan)

Statistik uji:

$$t_{hitung} = \frac{\Theta}{se\Theta} \quad (2.37)$$

Daerah kritis:

Tolak  $H_0$  jika  $t_{hitung} > t_{\alpha, n-p}$  atau  $p-value < \alpha$

Terima  $H_0$  jika  $t_{hitung} < t_{\alpha, n-p}$  atau  $p-value > \alpha$

### 3. Uji diagnostik model

Model didapatkan selanjutnya perlu dilakukan uji diagnostik untuk membuktikan bahwa model yang didapatkan tersebut telah memadai. Uji ini dilakukan pada residual model menggunakan asumsi residual *white noise* dan residual berdistribusi normal *Kolmogorov-Smirnov*.

## 2.7 Kedatangan Wisatawan Asing di Indonesia

Pariwisata merupakan sektor yang memiliki pengaruh dalam perkembangan perekonomian di Indonesia bahkan dunia. Kedatangan wisatawan asing ke Indonesia memiliki dampak positif pada perkembangan ekonomi terutama pada perkembangan Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM). Pariwisata memberikan dampak dalam pengembangan usaha, pengurangan jumlah pengangguran, peningkatan pemasukan perkapita, dan peningkatan devisa negara (Warmadewi, 2016).

Jumlah kedatangan wisatawan asing yang datang ke Indonesia mengalami peningkatan setiap tahun. Peningkatan dan penurunan tersebut disebabkan oleh berbagai faktor yang terbagi menjadi faktor internak dan faktor eksternal. Faktor internal yang memperngaruhi kedatangan wisatawan asing di Indonesia dapat berupa kondisi alam atau lingkungan, politik, dan keamanan sedangkan faktor eksternal dipengaruhi oleh kondisi ekonomi dari wisatawan itu sendiri (Hermawan, 2016).

Hermawan (2016) menjelaskan bahwa wisatawan asing yang datang ke suatu Negara dibagi menjadi empat golongan. Golongan pertama disebut *drifter*, yaitu wisatawan asing yang baru pertama kali mengunjungi tempat tersebut sehingga mereka belum mengetahui kondisi di tempat tersebut. Golongan kedua disebut *explorer* yakni golongan wisatawan dengan perencanaan kunjungan yang dibuat sendiri sehingga mereka bisa menikmati seperti yang mereka inginkan. Sedangkan golongan selanjutnya merupakan golongan yang berangkat dengan perencanaan perjalanan yang telah diakomodir oleh agen perjalanan dan lebih sering mengunjungi lokasi yang sudah terkenal golongan ini dalam jumlah kecil disebut *individual mass tourist* sedangkan *organized mass tourist* memiliki jumlah yang lebih besar dan membutuhkan pemandu wisata.

## 2.8 Kajian dalam Al-qur'an

Analisis deret waktu (*time series*) merupakan salah satu model peramalan yang mana untuk meramalkan kejadian pada periode yang akan datang digunakan data periode sebelumnya atau kejadian yang telah terjadi sebelumnya. Konsep tersebut sesuai dengan surat At-Taubah ayat 70 yang artinya sebagai berikut:

*“apakah tidak sampai kepada mereka berita (tentang) orang-orang yang sebelum mereka, (yaitu) kaum Nuh, ‘Ad, Tsamud, kaum Ibrahim, penduduk Madyan, dan (penduduk) negeri-negeri yang telah musnah? Telah datang kepada mereka rasul-rasul dengan membawa bukti-bukti yang nyata. Allah tidak menzalimi mereka, tetapi merekalah yang menzalimi diri mereka sendiri.”*

Pada ayat tersebut dijelaskan bahwa kejadian yang terjadi di masa sekarang telah dikabarkan pada masa sebelumnya. Maka hendaklah kita sebagai umat islam mampu mempelajari kejadian yang sudah terjadi untuk menghindarkan diri dari hal-hal yang

merugikan dikemudian hari. Hal ini kemudian sesuai dengan konsep peramalan yang mana digunakan data pengamatan yang sudah ada untuk memprediksi kejadian selanjutnya.

Pengujian parameter pada metode *Seasonal* ARIMA bertujuan untuk mengoreksi kesalahan dalam pendugaan. Langkah ini ditujukan agar model yang diterapkan merupakan model yang sesuai. Konsep seperti ini telah dijelaskan pada Al-quran surat Al-Zalzalah ayat 8 yang artinya sebagai berikut:

*“Dan barang siapa mengerjakan kejahatan seberat zarrah, niscaya dia akan melihat (balasan) nya.”*

Ayat di atas menjelaskan bahwa kesalahan (dosa) yang dilakukan pasti ada konsekuensinya. Meskipun kesalahan tersebut hanya sebesat zarrah tetap akan dipertanggungjawabkan. Hal ini menunjukkan jika Allah tidak pernah menzalimi akan tetapi semua itu berasal dari manusia itu sendi

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1 Pendekatan Penelitian**

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah dengan pendekatan kuantitatif dengan bantuan studi literatur yang dilakukan dengan cara mengkaji buku-buku dan artikel-artikel yang berkaitan dengan penelitian kuantitatif, dimana data yang digunakan dalam penelitian ini berupa angka atau data numerik.

#### **3.2 Jenis dan Sumber Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data sekunder yang bersumber dari laman Badan Pusat Statistik ([bps.go.id](http://bps.go.id)) tentang jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia melalui Bandara Soekarno Hatta tahun 2016 sampai dengan tahun 2019. Jenis data yang digunakan merupakan data runtun waktu bulanan karena kronologi data disusun mulai dari bulan Januari 2016 sampai dengan bulan Desember 2019.

#### **3.3 Variabel Penelitian**

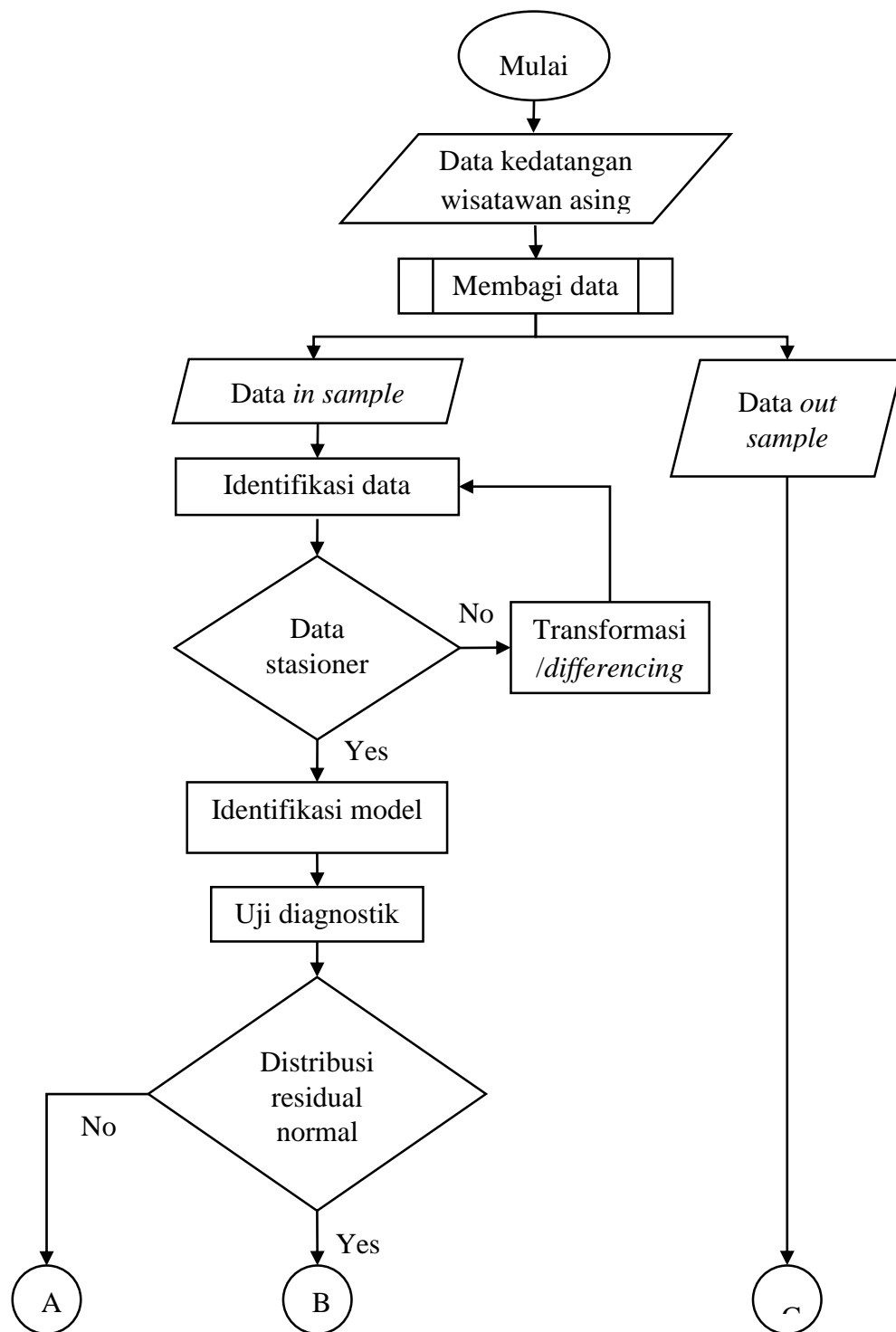
Variabel dalam penelitian ini merupakan sesuatu yang akan menjadi objek dari pengamatan. Adapun variabel yang digunakan yaitu data jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia mulai dari bulan Januari 2016 sampai dengan bulan Desember 2019.

### 3.4 Metode Analisis Data

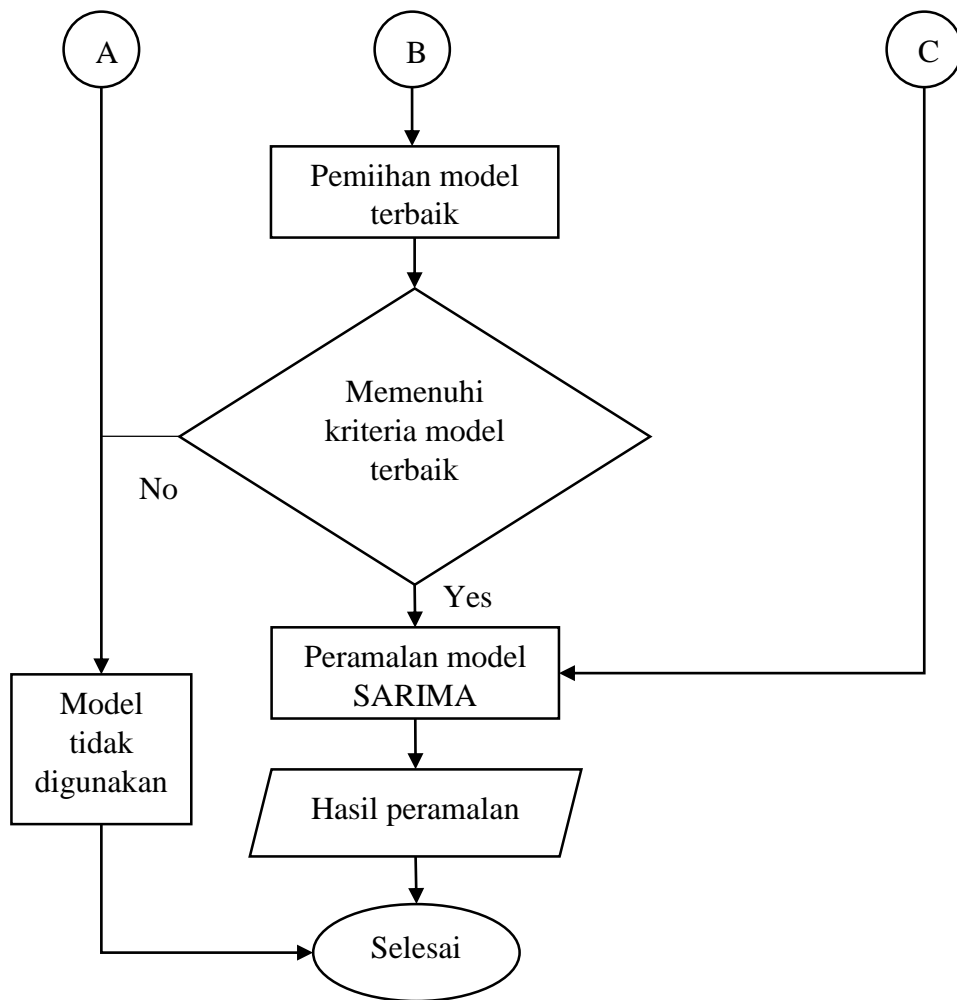
Langkah analisis dalam penelitian yang dilakukan untuk mendapatkan model *Seasonal ARIMA* pada kasus jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia adalah sebagai berikut:

1. Membagi data menjadi dua yakni data *in sample* yang merupakan data kedatangan wisatawan asing mulai bulan Januari 2016 sampai dengan Desember 2018 dan data *out sample* yaitu data kedatangan wisatawan asing mulai bulan Januari 2019 sampai dengan Desember 2019.
2. Mengidentifikasi stasioneritas data dalam *varians* dan *mean*.
  - Melakukan transformasi *Box-cox* pada data yang belum stasioner dalam *varians*.
  - Melakukan *differencing* non-musiman pada data yang belum stasioner terhadap *mean* non-musiman.
  - Melakukan *differencing* musiman pada data yang belum stasioner terhadap *mean* musiman.
3. Melakukan identifikasi model SARIMA
4. Melakukan uji diagnostik model:
  - Melakukan uji asumsi residual *white noise* dengan *Ljung Box-Pierce*
  - Melakukan uji residual berdistribusi normal dengan *Klmogorov-Smirnov*
5. Menetapkan model SARIMA  $[(p, d, q)(P, D, Q)^S]$  terbaik untuk peramalan
6. Melakukan *forecasting* pada data jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia.

Adapun diagram alir langkah analisis pada penelitian ini adalah sebagai berikut:



**Gambar 3.1** Diagram alir penelitian



**Gambar 3.2** Diagram alir penelitian (lanjutan)



## BAB VI

### PEMBAHASAN

#### 4.1 Identifikasi Data

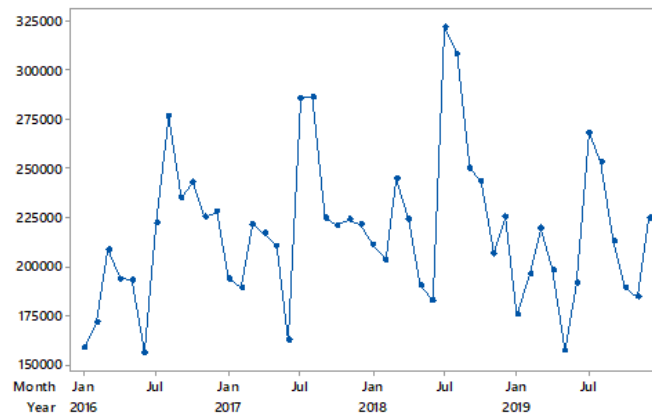
Data yang digunakan merupakan data jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia mulai tahun 2016 sampai dengan tahun 2019 dilampirkan pada Lampiran I. Dari data tersebut diperoleh deskriptif statistik sebagai berikut:

**Tabel 4.1** Deskriptif statistik jumlah wisatawan asing (*sumber: Minitab18*)

Variabel	N	N*	Mean	SE Mean	StDev	Min	Q1	Median	Max
Wisman R	48	0	217775	5399	37408	156326	191965	218102	321631

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa nilai *mean* atau rata-rata dari jumlah kedatangan wisatawan asing selama 48 bulan (Januari 2016 – Desember 2019) adalah 217775. Hal ini dapat diartikan bahwa setiap bulan Bandara Internasional Soekarno Hatta menerima 217775 orang wisatawan asing dari berbagai negara. Selama kurun waktu empat tahun, jumlah kedatangan wisatawan asing terendah yaitu 156326 yaitu terjadi pada bulan Juni 2016. Sedangkan jumlah kedatangan wisatawan asing tertinggi terjadi pada bulan Juli 2018 yaitu 321631 orang wisatawan asing yang datang di Indonesia.

Langkah selanjutnya untuk analisis deret waktu yaitu dengan menganalisa data dengan plot data asli. Adapun plot data asli dari jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia ditampilkan dalam *time series* plot pada Gambar 4.1. Berdasarkan Gambar 4.1 dapat dilihat jika setiap tahun wisatawan asing yang masuk ke Indonesia memiliki jumlah yang fluktuatif. Akan tetapi, tidak terdapat *trend* yang naik atau turun secara signifikan sehingga dapat dikatakan data telah stasioner dalam *varians*.



**Gambar 4.1** plot data kedatangan wisatawan asing tahun 2016-2019 (*sumber: Minitab18*)

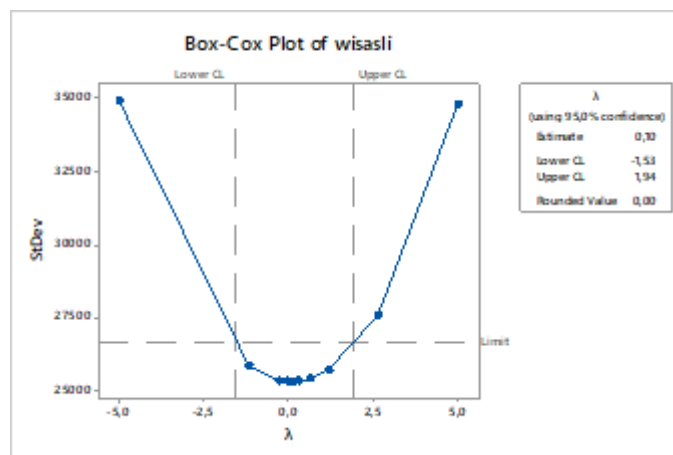
Plot pada Gambar 4.1 mengalami peningkatan dan penurunan pada bulan tertentu, oleh sebab itu data memiliki faktor musiman. Peningkatan jumlah tiap tahunnya juga memiliki periode yang sama pada setiap tahunnya yaitu pada awal dan pertengahan tahun. Sehingga dapat diduga jika data jumlah kedatangan wisatawan asing memiliki pola data musiman enam bulanan dan memiliki pola data *trend* yang cenderung naik sehingga perlu dilakukan uji stasioneritas data terhadap *varians* dan *mean*.

Sebelum dilakukan uji stasioneritas, data dibagi menjadi dua bagian yaitu data *in sample* dan data *out sample*. Data *in sample* merupakan data jumlah kedatangan wisatawan asing selama 36 bulan mulai dari Januari 2016 sampai dengan Desember 2018. Data *out sample* adalah data jumlah kedatangan wisatawan asing selama 12 bulan mulai dari Januari 2019 sampai dengan Desember 2019. Data *in sample* digunakan untuk membentuk model dan data *out sample* digunakan untuk memeriksa ketepatan model yang sudah didapatkan.

## 4.2 Identifikasi Model SARIMA

### 4.2.1 Uji Stasioneritas Data

Uji stasioneritas data dilakukan dengan mepertama yang dlakukan yakni uji stasioneritas data terhadap *varians* dengan transformasi *Box-cox* menggunakan data *in sample*. Data dikatakan telah stasioner apabila memiliki nilai *rounded value* ( $\lambda$ ) sama dengan 1.



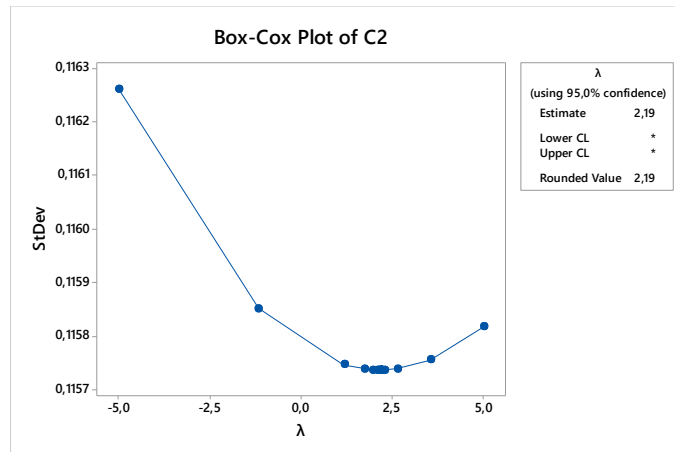
**Gambar 4.2** Plot Box-Cox Data In Sample (sumber: Minitab18)

Transformasi *Box-cox* data *in sample* pada Gambar 4.2 menunjukkan bahwa besar lambda optimal yaitu  $\lambda < 1$  sehingga data *in sample* tidak stasioner terhadap *varians* sehingga perlu untuk dilakukan proses transformasi *Box-Cox* berdasarkan Tabel 2.1 sebagai berikut:

untuk  $t=1$

$$\begin{aligned}
 \hat{Z}_1 &= \ln Z_1 \\
 &= \ln 158888 \\
 &= 11,9760
 \end{aligned}$$

dan hasil selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 2. Selanjutnya dari hasil perhitungan transformasi tersebut, dibuat *Box-Cox* plot pada Gambar 4.3 sebagai berikut:



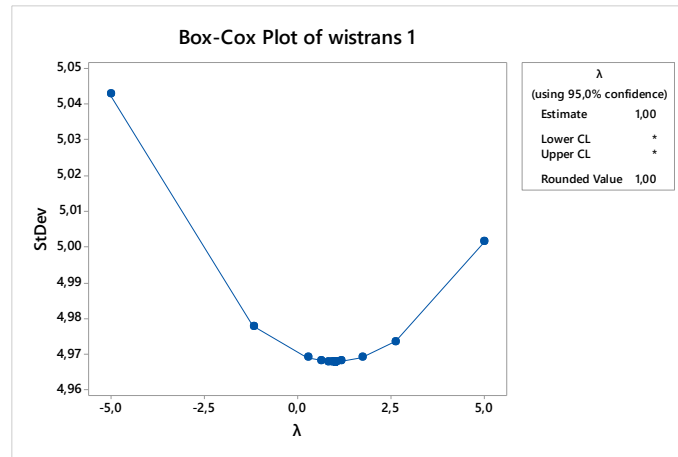
**Gambar 4.3** Plot Transformasi *Box-Cox* Pertama Data *In Sample* (sumber: Minitab18)

Setelah dilakukan proses transformasi pertama, Gambar 4.3 menunjukkan bahwa nilai lambda optimal yaitu  $\lambda > 1$  sehingga data belum mencapai stasioner terhadap *varians*, sehingga perlu dilakukan transformasi *Box-Cox* kedua

untuk  $t=1$

$$\begin{aligned}
 \hat{Z}_1 &= (\ln Z_t)^2 \\
 &= (\ln 158888)^2 \\
 &= 143,4235
 \end{aligned}$$

dan hasil selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 3. Selanjutnya dari hasil perhitungan transformasi tersebut, dibuat *Box-Cox* plot pada Gambar 4.4 sebagai berikut:



**Gambar 4.4** Plot Transformasi *Box-Cox* Kedua Data *In Sample* (sumber: *Minitab18*)

Setelah dilakukan proses transformasi kedua, Gambar 4.4 menunjukkan bahwa nilai  $\lambda = 1$  sehingga data telah mencapai stasioner terhadap *varians*.

Selanjutnya dapat dilakukan identifikasi model sekaligus memeriksa stasioneritas data dalam *mean* (rata-rata) menggunakan plot ACF. Perhitungan nilai koefisien ACF pada *lag* ke-1 ( $r_1$ ) menggunakan persamaan (2.21) dengan data yang telah ditransformasi. Adapun perhitungan nilai koefisien tersebut adalah sebagai berikut:

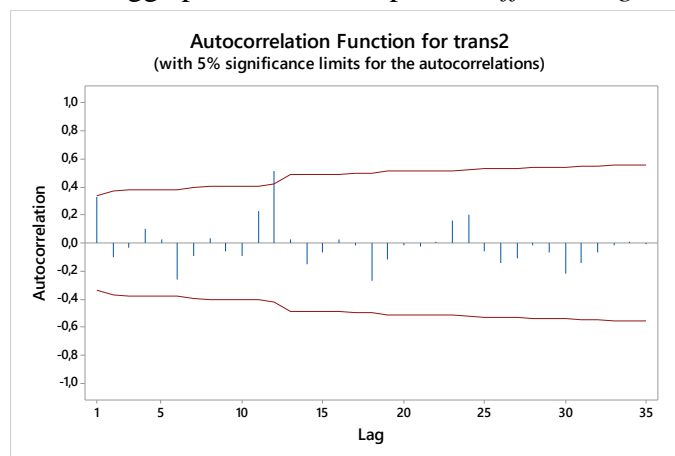
$$\begin{aligned}
 r_1 &= \frac{\sum_{t=1}^{35} (\hat{Z}_t - \bar{\hat{Z}})(\hat{Z}_{t+1} - \bar{\hat{Z}})}{\sum_{t=1}^{35} (\hat{Z}_t - \bar{\hat{Z}})^2} \\
 &= \frac{(143,423 - 151,192)(145,264 - 151,92) + (145,264 - 151,92)(150,040 - 151,92) + \dots + (149,818 - 151,92)(151,886 - 151,92)}{(143,423 - 151,192)^2 + \dots + (149,818 - 151,92)^2} \\
 &= \frac{46,051}{60,344} \\
 &= 0,33085
 \end{aligned}$$

nilai ACF pada *lag*-1 adalah 0,33085. Perhitungan dilanjutkan sampai  $k = 10$  dengan nilai ACF dapat dilihat pada Tabel 4.2. Perhitungan *lag* selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 3.

**Tabel 4.2** Nilai ACF *lag 1-lag 10* (sumber: Minitab18)

Lag	ACF	T	LBQ
1	0,33085	1,98	4,27
2	-0,09987	-0,54	4,67
3	-0,03196	-0,17	4,72
4	0,10459	0,56	5,18
5	0,02993	0,16	5,22
6	-0,26391	-1,41	8,40
7	-0,09575	-0,48	8,83
8	0,03506	0,18	8,89
9	-0,05867	-0,29	9,07
10	-0,09559	-0,48	9,55

Nilai koefisien ACF tersebut kemudian dibuat plot pada Gambar 4.5 mulai dari *lag 1* hingga *lag 36*. Gambar 4.5 menunjukkan bahwa nilai ACF *lag* ke-1 memotong batas signifikan dan *lag* kedua mengalami penurunan drastis mendekati nol serta tidak lebih dari 3 *lag* yg memotong batas. Hal ini menunjukkan jika data telah stasioner dan plot ACF. Sedangkan *lag* musimannya pada kelipatan 6 tidak mengalami penurunan secara eksponensial sehingga perlu dilakukan proses *differencing* musiman.

**Gambar 4.5** Plot ACF data transformasi (sumber: Minitab18)

Langkah selanjutnya yakni menghitung nilai PACF menggunakan persamaan nilai ACF tersebut berdasarkan persamaan (2.30) untuk menentukan nilai koefisien setiap

*lag*. Hasil perhitungan tersebut akan digunakan untuk mengidentifikasi model SARIMA sementara. Adapun perhitungan nilai *lag*-1 adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\phi_{11} &= r_1 \\ &= 0,33085\end{aligned}$$

untuk nilai *lag*-2 adalah:

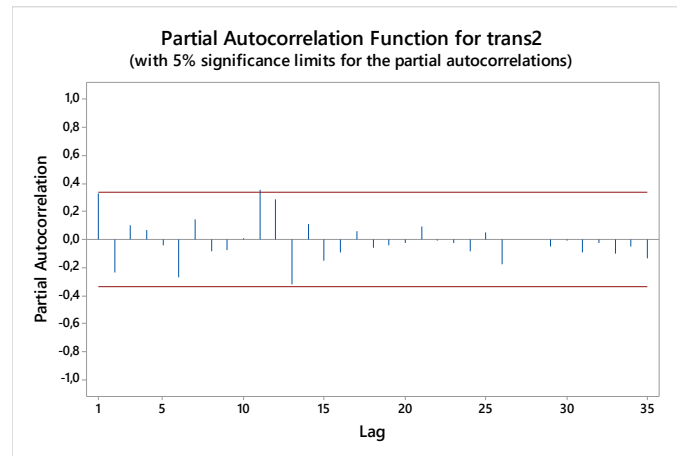
$$\begin{aligned}\phi_{22} &= \frac{\begin{vmatrix} 1 & r_1 \\ r_1 & r_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & r_1 \\ r_1 & 1 \end{vmatrix}} \\ &= \frac{r_2 - r_1^2}{1 - r_1^2} \\ &= \frac{(-0,09986) - (0,33085)^2}{1 - (0,33085)^2} \\ &= -0,26394\end{aligned}$$

nilai PACF pada *lag*-1 dan *lag*-2 berturut-turut adalah 0,3385 dan -0,26294. Kemudian perhitungan dilanjutkan sampai nilai koefisien PACF untuk *lag*-1 sampai dengan *lag*-10 dapat dilihat pada Tabel 4.3 dan perhitungan nilai koefisien PACF selengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 4.

**Tabel 4.3** Nilai PACF *lag* 3-lag 13 (*sumber: Minitab18*)

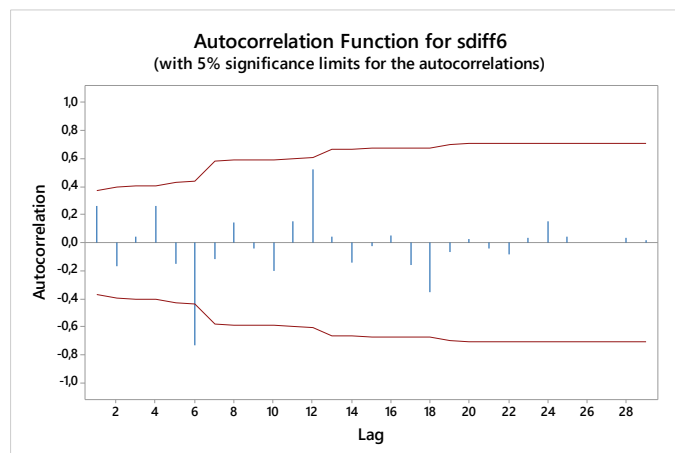
Lag	PACF	T
1	0,33085	1,98
2	-0,26394	-1,41
3	0,10271	0,62
4	0,06823	0,41
5	-0,04590	-0,28
6	-0,27109	-1,63
7	0,14358	0,86
8	-0,08684	-0,52
9	-0,07331	-0,44
10	0,00995	0,06

Nilai koefisien PACF tersebut kemudian dibuat plot pada Gambar 4.6 mulai dari *lag* 1 hingga *lag* 36 sebagai berikut:



**Gambar 4.6** Plot PACF data transformasi (*sumber: Minitab18*)

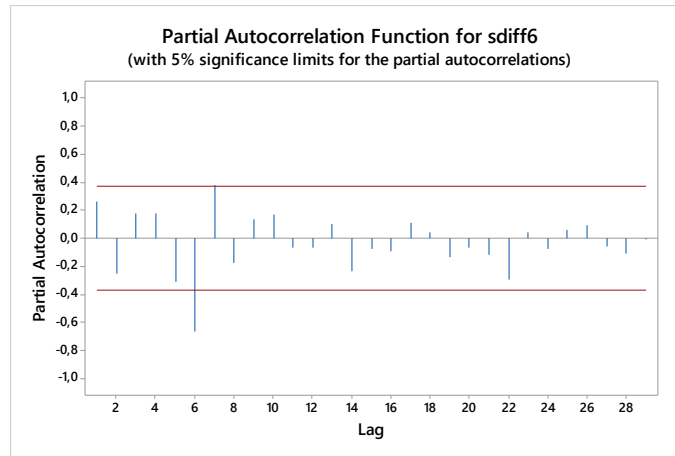
Gambar 4.5 menunjukkan bahwa *lag* ke-1 signifikan memotong batas sehingga data telah stasioner dalam *mean*. Selanjutnya adalah melakukan proses *differencing* musiman untuk mengidentifikasi model musiman. Proses *differencing* musiman dilakukan dengan melakukan penggeseran data sebanyak 6 periode kebelakang dengan menerapkan persamaan (2.7) dan dapat dilihat hasilnya pada Lampiran 5. Selanjutnya nilai ACF tersebut kemudian dibuat plot dari *lag* 1 sampai dengan *lag* 28 sebagai berikut:



**Gambar 4.7** Plot ACF data *differencing* musiman (*sumber: Minitab18*)



Selanjutnya, membuat plot PACF dari *lag* 1 sampai dengan *lag* 28 sebagai berikut:



**Gambar 4.8** Plot PACF data *differencing* musiman (*sumber: Minitab18*)

Gambar 4.5 menunjukkan jika *lag* 1 memotong batas signifikansi dengan nilai *lag* 0,330593 dan diikuti oleh *lag* yang mengalami penurunan secara eksponensial mendekati nol, sehingga dapat diidentifikasi memiliki model MA(1) untuk pola non musimannya. Gambar 4.6 menunjukkan jika *lag* 1 memotong batas atas batas signifikansi dengan besar nilai koefisien PACF *lag* 1 0,330593, akan tetapi tidak terjadi penurunan secara eksponensial sehingga dapat diidentifikasi tidak memiliki model AR. Sedangkan *lag* musiman, berdasarkan Gambar 4.7 tepat memotong batas bawah batas signifikansi pada *lag* 6, sehingga dapat diidentifikasi memiliki model musiman MA(1). Gambar 4.8 menunjukkan jika terjadi *cut off* setelah *lag* 6 sehingga diidentifikasi memiliki model musiman AR(1). Sehingga didapatkan model pendugaan sementara yakni SARIMA(0,0,1)(1,1,1)<sup>6</sup>.

#### 4.2.2 Uji Signifikansi Parameter Model Sementara

Setelah didapatkan model dugaan sementara, selanjutnya dilakukan uji signifikansi pada parameter model yang sesuai. Model dikatakan signifikan nilai *P*-

*value* lebih kecil daripada taraf signifikan. Taraf signifikan yang digunakan adalah 5% ( $\alpha=0,05$ ) dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : (parameter model dugaan sementara tidak signifikan)

$H_1$  : (parameter model dugaan sementara signifikan)

ringkasan hasil pengujian ditulis pada Tabel 4.4 sebagai berikut:

**Tabel 4.4** Uji signifikansi parameter model sementara (*sumber: Minitab18*)

Model	Parameter	Koef	SE Koef	t-value	P-value	Ket
SARIMA [(0,0,1)(1,1,1) <sup>6</sup> ]	SAR 6	-0,9990	0,0200	-49,85	0,000	Signifikan
	MA 1	0,936	0,120	7,78	0,000	Signifikan
	SMA 6	-0,651	0,236	-2,76	0,011	Signifikan
SARIMA [(0,0,1)(1,1,0) <sup>6</sup> ]	SAR 6	-0,9997	0,0593	-16,86	0,000	Signifikan
	MA 1	1,05466	0,00145	726,26	0,000	Signifikan
SARIMA [(0,0,1)(0,1,1) <sup>6</sup> ]	MA 1	0,667	0,159	4,19	0,000	Signifikan
	SMA 6	0,779	0,298	2,61	0,015	Signifikan

Tabel 4.4 tersebut diperoleh 3 model dugaan sementara yang memiliki parameter yang signifikan. Model-model dugaan sementara tersebut dianggap sesuai untuk data jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia. Selanjutnya dilakukan uji residual model dugaan sementara untuk menentukan model terbaik.

### 4.3 Uji Diagnostik Model

Uji diagnostik model dilakukan dengan memeriksa residual model dugaan sementara yang memiliki parameter signifikan. Adapun parameter model dugaan sementara yang memenuhi kriteria signifikan yakni SARIMA [(0,0,1)(1,1,1)<sup>6</sup>], SARIMA [(0,0,1)(1,1,0)<sup>6</sup>], dan SARIMA [(0,0,1)(0,1,1)<sup>6</sup>]. Selanjutnya dilakukan

pengujian yang meliputi uji asumsi *white noise* dan uji distribusi normal *Kolmogorov-Smirnov*.

#### 4.3.1 Uji Asumsi Residual *White Noise*

Uji asumsi *white noise* dilakukan pada model dugaan sementara yang memenuhi kriteria signifikan menggunakan *Q Box-Pierce*. Tahap uji asumsi *white noise* pada model dugaan sementara adalah sebagai berikut:

##### 1. Model SARIMA [(0,0,1)(1,1,1)<sup>6</sup>]

Uji *Q Box-Pierce* pada model SARIMA [(0,0,1)(1,1,1)<sup>6</sup>] menggunakan persamaan (2.32) dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : residual memenuhi asumsi *white noise*

$H_1$  : residual tidak memenuhi asumsi *white noise*

dengan keputusan  $H_0$  ditolak apabila  $p\text{-value} < \alpha$  atau  $Q > x_{\alpha,df}^2$ .

**Tabel 4.5** Uji *Q Box-Pierce* Model SARIMA [(0,0,1)(1,1,1)<sup>6</sup>] (sumber: Minitab18)

Lag	DF	$x_{0,05;df}^2$	$Q$	P-value
12	8	15,5073	15,66	0,048
24	20	31,4104	30,71	0,059

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat diketahui jika  $p\text{-value}$  dari *lag* 12 lebih kecil dibanding  $\alpha$  yaitu 0,048 dan  $p\text{-value}$  dari *lag* 24 lebih besar dari  $\alpha$  yaitu 0,059. Akan tetapi nilai *chi square* hitung ( $Q$ ) lebih kecil daripada *chi square* tabel ( $x_{0,05;df}^2$ ). Sehingga dapat dikatakan bahwa model SARIMA [(0,0,1)(1,1,1)<sup>6</sup>] tidak memenuhi asumsi *white noise*.

## 2. Model SARIMA [(0,0,1)(1,1,0)<sup>6</sup>]

Uji  $Q$  Box-Pierce pada model SARIMA [(0,0,1)(1,1,0)<sup>6</sup>] menggunakan persamaan (2.32) dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : residual memenuhi asumsi *white noise*

$H_1$  : residual tidak memenuhi asumsi *white noise*

dengan keputusan  $H_0$  ditolak apabila  $p\text{-value} < \alpha$  atau  $Q > x_{\alpha,df}^2$ .

**Tabel 4.6** Uji  $Q$  Box-Pierce Model SARIMA [(0,0,1)(1,1,0)<sup>6</sup>] (sumber: Minitab18)

Lag	DF	$x_{0,05;df}^2$	$Q$	P-value
12	9	16,9190	15,58	0,076
24	21	32,6706	27,01	0,171

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat diketahui jika  $p\text{-value}$  dari lag 12 dan lag 24 lebih besar dari  $\alpha$  yaitu 0,076 dan 0,171. Besar nilai *chi square* hitung ( $Q$ ) lebih kecil daripada *chi square* tabel ( $x_{0,05;df}^2$ ). Sehingga dapat dikatakan bahwa model SARIMA [(0,0,1)(1,1,0)<sup>6</sup>] memenuhi asumsi *white noise*.

## 3. Model SARIMA [(0,0,1)(0,1,1)<sup>6</sup>]

Uji  $Q$  Box-Pierce pada model SARIMA [(0,0,1)(0,1,1)<sup>6</sup>] menggunakan persamaan (2.32) dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : residual memenuhi asumsi *white noise*

$H_1$  : residual tidak memenuhi asumsi *white noise*

dengan keputusan  $H_0$  ditolak apabila  $p\text{-value} < \alpha$  atau  $Q > x_{\alpha,df}^2$ .

**Tabel 4.7** Uji  $Q$  Box-Pierce model SARIMA  $[(0,0,1)(0,1,1)^6]$  (sumber: Minitab18)

Lag	DF	$\chi^2_{0,05;df}$	$Q$	P-value
12	9	16,9190	25,60	0,002
24	21	32,6706	37,09	0,016

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat diketahui jika  $p$ -value dari lag 12 dan lag 24 lebih kecil dari  $\alpha$  yaitu 0,002 dan 0,016. Sedangkan besar nilai  $chi$  square ( $Q$ ) hitung lebih besar daripada  $chi$  square tabel ( $\chi^2_{0,05;df}$ ). Sehingga model SARIMA  $[(0,0,1)(1,1,0)^6]$  tidak memenuhi asumsi *white noise*.

#### 4.3.2 Uji Distribusi Normal

Uji distribusi normal dilakukan pada residual model dugaan sementara yang telah memenuhi asumsi residual *white noise* yaitu SARIMA  $[(0,0,1)(1,1,0)^6]$  menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*. Adapun tahap dalam uji residual berdistribusi normal menggunakan persamaan (3.33) dengan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : residual model berdistribusi normal

$H_1$  : residual model tidak berdistribusi normal

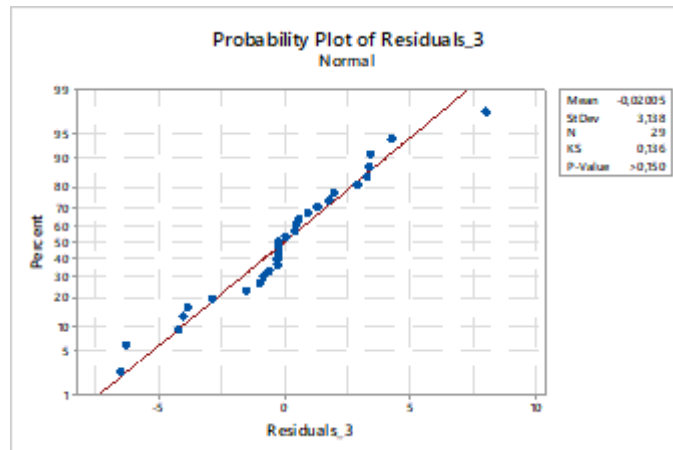
dengan keputusan  $H_0$  diterima apabila  $p$ -value  $> \alpha$  dimana  $\alpha=0,05$ .

**Tabel 4.8** Uji Distribusi Normal Model SARIMA  $[(0,0,1)(1,1,0)^6]$  (sumber: Minitab18)

Mean	stDev	n	$D$	P-value
-0,02005	3,138	29	0,136	>0,150

Berdasarkan Tabel 4.8 diketahui bahwa residual model SARIMA  $[(0,0,1)(1,1,0)^6]$  berdistribusi normal karena nilai P-value  $> 0,150$  sehingga  $H_0$

diterima karena  $p\text{-value} > \alpha$ . Adapun grafik distribusi model SARIMA  $[(0,0,1)(1,1,0)^6]$  adalah sebagai berikut:



**Gambar 4.9** Grafik distribusi normal (*sumber: Minitab18*)

Grafik pada Gambar 4.9 menunjukkan jika distribusi residual model mengikuti garis normal, sehingga residual model telah memenuhi asumsi distribusi normal.

#### 4.4 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan apabila terdapat lebih dari satu model yang memenuhi asumsi uji diagnostik. Model yang telah memenuhi asumsi uji diagnostik hanya terdapat satu model sehingga dapat dikatakan bahwa model SARIMA  $[(0,0,1)(1,1,0)^6]$  merupakan model yang layak digunakan dengan nilai  $MSE = 10,6076$ .

#### 4.5 Peramalan SARIMA

Berdasarkan model yang didapatkan, selanjutnya yakni mengembangkan persamaan dari model tersebut untuk mempermudah proses peramalan. Pengembangan

persamaan model SARIMA  $[(0,0,1)(1,1,0)^6]$  dilakukan berdasarkan persamaan (2.20) sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\phi_1(B)\Phi_0(B^6)(1-B^6)^1(1-B)^0\hat{Z}_t &= \theta_1(B)\Theta_0(B^6)e_t \\ \phi_1(B)(1-B^6)^1\hat{Z}_t &= \theta_1(B)e_t\end{aligned}\quad (4.38)$$

Persamaan (4.2) merupakan bentuk dari pengaplikasian persamaan (2.20) dengan orde non musiman AR(0), orde non musiman MA(1), orde musiman SAR(1), dan orde musiman MA(0). Proses *differencing* yang dilakukan sampai data stasioner terhadap *mean* musiman satu kali sedangkan data telah stasioner terhadap *mean* non musimannya, sehingga orde  $d(0)$  dan  $D(1)$ .

Bentuk akhir persamaan (4.2) diperoleh dengan menerapkan *back sift operator* untuk mencari data ramalan pada periode ke  $t$  pada jangka musiman 6.

$$\hat{Z}_t = \hat{Z}_{t-6} + 0,9997Z_{t-1} + 0,9997Z_{t-6} + 0,9997Z_{t-12} + 1,05466e_{t-1} + e_t \quad (4.39)$$

Persamaan 4.3 merupakan bentuk persamaan 4.2 setelah melalui proses *back sift operator* dengan nilai koefisien MA(1) dan SAR(1) didapatkan dari Tabel 4.4. Karena untuk mencapai data yang stasioner melibatkan proses transformasi, maka data perlu dikembalikan ke bentuk semula berdasarkan persamaan (4.1) sebagai berikut:

$$Z_t = \exp^{\sqrt{\hat{Z}_t}} \quad (4.40)$$

dengan memasukkan persamaan (4.2) ke persamaan (4.3) maka persamaan model SARIMA yang dapat digunakan untuk melakukan peramalan periode selanjutnya adalah sebagai berikut:

$$Z_t = \exp(\sqrt{Z_{t-6} - 0,9997Z_{t-6} - 0,9997Z_{t-12} + 1,05466e_{t-1} + e_t}) \quad (4.41)$$

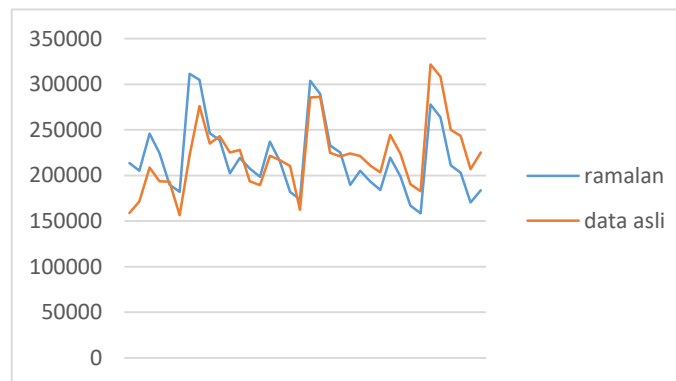
Persamaan (4.4) kemudian dapat digunakan untuk meramalkan jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia. Hasil peramalan jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia untuk 12 periode selanjutnya pada bulan Januari sampai dengan Desember 2019 ditunjukkan pada Tabel 4.9 dibandingkan dengan data *out sample* dan residualnya. Data *out sample* berasal dari 12 periode terakhir data aktual. Data residual diperoleh dari selisih hasil ramalan dengan data *out sample*.

**Tabel 4.9** Hasil Peramalan

Bulan	Data <i>out sample</i>	Hasil peramalan	residual
Januari	175472	221327	-45855
Februari	195961	275328	-79367
Maret	219500	234885	-15385
April	198209	242545	-44336
Mei	157367	225134	-67767
Juni	191550	220158	-28608
Juli	268258	170263	97995
Agustus	253176	188225	64951
September	212912	221585	-8673
Oktober	189416	205480	-16064
November	184521	207578	-23057
Desember	224831	166697	58134



Berdasarkan tabel hasil peramalan tersebut, selanjutnya dibuat grafik sebagai berikut:



**Gambar 4.9** Grafik hasil peramalan

Gambar 4.9 menunjukkan jika data memiliki pola yang identik. Nilai residual hasil peramalan telah memiliki distribusi data yang sama dengan data *out sample* ditunjukkan dengan pola yang saling mengikuti. Nilai data hasil peramalan dan data *out sample* saling berhimpit dan memiliki perbedaan yang tidak jauh berbeda.

Berdasarkan hasil ramalan dapat diketahui jika jumlah kedatangan wisatawan asing mengalami peningkatan dan penurunan pada awal dan pertengahan tahun. Tabel 4.9 menunjukkan bahwa hasil ramalan mengalami peningkatan pada awal periode dengan jumlah kedatangan tertinggi terjadi pada kisaran bulan Maret sebanyak 234885 wisatawan sampai dengan April sebanyak 242545 wisatawan setelah itu jumlah wisatawan mengalami penurunan hingga pada akhir tahun mengalami peningkatan lagi pada bulan September sebanyak 221585 wisatawan. Tepat setelah bulan-bulan tersebut jumlah kedatangan wisatawan asing mengalami penurunan dan peningkatan secara perlahan sampai dengan 6 bulan selanjutnya. Hal ini menunjukkan jika model SARIMA  $[(0,0,1)(1,1,0)^6]$  adalah model yang sesuai digunakan untuk meramalkan kedatangan wisatawan asing di Indonesia.

## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **5.1 Simpulan**

Berdasarkan pembahasan yang diuraikan pada penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa model jumlah kedatangan wisatawan asing di Indonesia pada bulan Januari 2016 sampai dengan Desember 2019 adalah SARIMA  $[(0,0,1)(1,1,0)^6]$  yang ditulis sebagai berikut:

$$Z_t = \exp(\sqrt{Z_{t-6} - 0,9997Z_{t-6} - 0,9997Z_{t-12} + 1,05466e_{t-1} + e_t}).$$

#### **5.2 Saran**

Berdasarkan kesimpulan pada penelitian ini, disarankan untuk penelitian selanjutnya adalah mengembangkan model SARIMA  $[(0,0,1)(1,1,0)^6]$  terhadap model dan data lainnya.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ariani, Dessy. 2017. Perbandingan Metode Bootstrap dan Jackknife dalam Menentukan Nilai Estimasi dan Interval Konfidensi Parameter Regresi. *Jurnal Eksponensial* 8(1).
- Fahrudin, R. dan Sumitra, I. (2019). Peramalan Inflasi Menggunakan Metode SARIMA dan Single Exponential Smoothing (Studi Kasus: Kota Bandung). *Majalah Ilmiah UNIKOM* 17(2). 111-120.
- Gikungu, Susan. 2015. Forecasting Inflation Rate in Kenya Using SARIMA model. *American Journal of Theoretical and Applied Statistics* 4(1).
- Hermawan, Hary. (2016). Dampak Pengembangan Desa Wisata Nglanggeran terhadap Ekonomi Masyarakat Lokal. *Jurnal Priwisata* (2528-2220). 105-117.
- Liu, Huan. 2019. Forecast of the trend in incidence of acute hemorrhagic conjunctivitis in China from 2011–2019 using the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) and Exponential Smoothing (ETS) models. *Journal of Infection and Public Health*.
- Mao, Qiang, dkk. 2019. Forecasting the Incidence Of Tuberculosis In China Using The Seasonal auto-Regressive Integrated Moving Average (SARIMA) model. *Journal of Infection and Public Health*, 4.
- Makridakis, Spyros, dkk. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi Kedua*. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- Rachmansyah, M Iqbal dan Nahdalina. 2017. Pengaruh Penyeimbangan Pergerakan Pesawat terhadap Peningkatan Kinerja Bandara (Studi Kasus: Bandara Internasional Soekarno-Hatta). *Warta Ardhia Jurnal Perhubungan Udara* 43(1). 13-26.
- Risma. (2016). *Analisis Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Internasional di Bandara Soekarno-Hatta Tahun 2016 Menggunakan Metode SARIMA dan Holt-Winter*. (Tugas Akhir Ahli Madya, Universitas Negeri Semarang, 2016). Diakses dari [lib.unnes.ac.id/26634](http://lib.unnes.ac.id/26634)
- Soemarmi, Amiek dkk. 2019. Konsep Negara Kepulauan dalam Upaya Perlindungan Wilayah Pengelolaan Perikanan Indonesia. *Masalah Masalah Hukum*, 48(3), 241-248.
- Tumonggor, Meryane K dkk. 2013. The Indonesian Archipelago: an Ancient Genetic Highway Linking Asia and the Pacific. *J Hum Genet*, 58(3). 165.

- Walpole, Ronald E. 1992. *Pengantar Statistik Edisi Ke-3*. Jakarta: PT Gramedia Pustaka Utama.
- Warmadewi, A. dan Natha, I. (2016). Pengaruh Kedatangan Wisatawan Asing, KUK, dan Nilai Produksi UMK dan UMKM terhadap Angka Pengangguran di Provinsi Bali. *E-Jurnal Ekonomi Pembangunan Universitas Udayana* 5(9). 902-1010
- Wei, William W.S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methode Second Edition*. New Jersey: Pearson Prentice Hall.
- Wibowo, Ananto. 2018. Model Peramalan Indeks Harga Konsumen Kota Palangka Raya Menggunakan Seasonal ARIMA (SARIMA). *Jurnal Matematika* 17(2).

## LAMPIRAN

### Lampiran 1

#### Data Bulanan Jumlah Kedatangan Wisatawan Asing Di Indonesia Tahun 2016-2019

Bulan ke-	Jumlah wisatawan	Bulan ke-	Jumlah wisatawan
1	158888	25	210983
2	171533	26	203418
3	208788	27	244612
4	193740	28	223968
5	193208	29	190335
6	156326	30	182943
7	222135	31	321631
8	276260	32	308447
9	234887	33	250180
10	243007	34	243458
11	225298	35	206905
12	227935	36	225076
13	193788	37	175472
14	189438	38	195961
15	221620	39	219500
16	216704	40	198209
17	210595	41	157367
18	162333	42	191550
19	285733	43	268258
20	286365	44	253176
21	224855	45	212912
22	221062	46	189416
23	224079	47	184521
24	221483	48	224831

**Lampiran 2****Data Transformasi Pertama**

Data transformasi ( $\lambda=0$ )
11,9760
12,0525
12,2491
12,1743
12,1715
11,9597
12,3110
12,5291
12,3669
12,4008
12,3252
12,3368
12,1745
12,1518
12,3087
12,2863
12,2577
11,9974
12,5628
12,5650

12,3232
12,3062
12,3198
12,3081
12,2595
12,2230
12,4074
12,3193
12,1565
12,1169
12,6812
12,6393
12,4299
12,4027
12,2400
12,3242

### Lampiran 3

#### Transformasi Data *In Sample*

Data transformasi ( $\lambda=2$ )
143,423
145,264
150,040
148,213
148,146
143,034
151,562
156,978
152,939
153,781
151,910
152,197
148,219
147,667
151,505
150,953
150,251
143,938
157,824
157,880
151,862
151,443
151,776
151,489



150,296
149,402
153,944
151,764
147,781
146,820
160,812
159,752
154,503
153,827
149,818
151,886

#### Lampiran 4

#### Nilai Koefisien Acf Kedatangan Wisatawan Asing

Lag	ACF	T	LBQ
1	0,330593	1,98	4,27
2	-0,099866	-0,54	4,67
3	-0,031956	-0,17	4,72
4	0,104592	0,56	5,18
5	0,029931	0,16	5,22
6	-0,263908	-1,41	8,40
7	-0,095745	-0,48	8,83
8	0,035061	0,18	8,89
9	-0,058666	-0,29	9,07
10	-0,095589	-0,48	9,55
11	0,224123	1,12	12,29
12	0,513153	2,47	27,30
13	0,025659	0,11	27,34
14	-0,152572	-0,64	28,79
15	-0,069882	-0,29	29,11
16	0,027056	0,11	29,16
17	-0,014891	-0,06	29,18
18	-0,274700	-1,13	34,91
19	-0,119743	-0,48	36,06
20	-0,013048	-0,05	36,08
21	-0,025238	-0,10	36,14
22	0,009819	0,04	36,15
23	0,159685	0,63	38,83

24	0,200327	0,78	43,40
25	-0,055182	-0,21	43,78
26	-0,146968	-0,56	46,74
27	-0,107621	-0,41	48,50
28	-0,019763	-0,07	48,57
29	-0,063507	-0,24	49,35
30	-0,223670	-0,84	60,76
31	-0,140681	-0,52	66,17
32	-0,067500	-0,25	67,73
33	-0,021182	-0,08	67,94
34	0,010579	0,04	68,01
35	-0,008700	-0,03	68,12

## Lampiran 5

### Nilai Koefisien Pacf Kedatangan Wisatawan Asing

Lag	PACF	T
1	0,330593	1,98
2	-0,234822	-1,41
3	0,102712	0,62
4	0,068227	0,41
5	-0,045895	-0,28
6	-0,271089	-1,63
7	0,143581	0,86
8	-0,086843	-0,52
9	-0,073305	-0,44
10	0,009949	0,06
11	0,354626	2,13
12	0,286584	1,72
13	-0,323437	-1,94
14	0,113071	0,68
15	-0,155038	-0,93
16	-0,091541	-0,55
17	0,056936	0,34
18	-0,058045	-0,35
19	-0,043481	-0,26
20	-0,025986	-0,16
21	0,095652	0,57
22	-0,008693	-0,05
23	-0,023844	-0,14

24	-0,080605	-0,48
25	0,049577	0,30
26	-0,180106	-1,08
27	-0,006135	-0,04
28	0,007756	0,05
29	-0,048900	-0,29
30	-0,011907	-0,07
31	-0,093668	-0,56
32	-0,023164	-0,14
33	-0,102131	-0,61
34	-0,048030	-0,29
35	-0,136444	-0,82

## RIWAYAT HIDUP



Tsabitatur Rohmawati, biasa dipanggil Tsabita, lahir di Kota Malang pada 30 September 1995. Tinggal di Desa Donomulyo RT 11 RW 03, Kecamatan Donomulyo, Kabupaten Malang, Jawa timur. Anak kedua dari empat bersaudara dari Bapak Samsu Hadi dan Ibu Siti Muthomimah. Riwayat pendidikan yang ditempuh antara lain RA Dewi Sartika lulus tahun 2002. Melanjutkan pendidikan di SD Negeri Donomulyo 01 lulus pada tahun 2008. Melanjutkan pendidikan di SMP Negeri 01 Donomulyo lulus pada tahun 2011. Menempuh sekolah menengah atas di SMA Negeri 10 Malang lulus pada tahun 2014.

Sempat berhenti selama dua tahun, kemudian melanjutkan pendidikan Strata 1 di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang pada tahun 2016 di Program Studi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi. Selama masa perkuliahan aktif dalam beberapa pengabdian, organisasi dan kepanitiaan baik intra maupun ekstra kampus. Organisasi intra kampus yang pernah diikuti antara lain HMJ 'Integral' Matematika tahun 2018 sebagai Ketua, Senat Mahasiswa Fakultas Sains dan Teknologi tahun 2019 sebagai Ketua, Senat Mahasiswa Universitas pada tahun 2020 sebagai Ketua Komisi Keorganisasian dan Kemahasiswaan. Organisasi ekstra kampus yang pernah diikuti antara lain PMII Rayon 'Pencerahan' Galileo pada tahun 2017-2019 sebagai anggota Biro Pengkaderan, IKAMIHATIKA Indonesia wilayah V pada tahun 2018-2020 sebagai anggota Divisi Keorganisasian, PMII Komisariat Sunan Ampel

tahun 2020 sebagai anggota Bidang I Biro Kaderisasi, IPPNU PAC Donomulyo pada tahun 2019-2021 sebagai Wakil Ketua I Bidang Kaderisasi. Serta beberapa kepanitiaan yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Prestasi yang diraih selama perkuliahan antara lain Finalis English Debate Competition Mahad Sunan Ampel Al-Aly tahun 2017 dan Juara 2 Lomba debat Bahasa HIMASKA Helium tahun 2018. Selain itu selama masa perkuliahan juga pernah menjadi pembicara dalam beberapa acara. Kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan sehingga untuk informasi dan komunikasi lebih lanjut dapat dihubungi melalui email: [tsabitatur@gmail.com](mailto:tsabitatur@gmail.com)



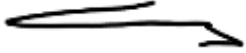
KEMENTERIAN AGAMA RI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI  
MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
Jl. Gajayana No. 50 Dinoyo Malang Telp./Fax.(0341)558933

### BUKTI KONSULTASI SKRIPSI

Nama : Tsabitatur Rohmawati  
NIM : 16610045  
Fakultas/Program studi: Sains dan Teknologi / Matematika  
Judul Skripsi : Pemodelan Jumlah Kedatangan Wisatawan Asing di Indonesia dengan Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*  
Pembimbing I : Dr. Sri Harini, M.Si  
Pembimbing II : Hisyam Fahmi, M.Kom

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1	21 April 2020	Konsultasi Bab I dan Bab II	1.
2	26 April 2020	Konsultasi Kajian Keagamaan pada Bab I dan Bab II	2.
3	1 Mei 2020	Revisi Bab I, Bab II, dan konsultasi Bab III	3.
4	1 Mei 2020	Revisi Kajian Keagamaan pada Bab I dan Bab II	4.
5	1 Mei 2020	ACC Draft Seminar Proposal	5.
6	1 Mei 2020	ACC Draft Seminar Proposal	6.
7	8 Juni 2020	Konsultasi Bab III, dan Bab IV	7.
8	16 Juni 2020	Konsultasi Kajian Keagamaan & Kepenulisan pada Bab III	8.
9	21 April 2021	ACC Bab IV dan Kajian Keagamaan	9.
10	22 April 2021	Revisi Keseluruhan	10.
11	22 April 2021	ACC Keseluruhan	11.

Malang, 22 April 2021  
Mengetahui,  
Ketua Program Studi Matematika

  
Dr. Usman Pagalay, M.Si  
NIP. 19650414 200312 1 001